

# 基于小波分解和模糊聚类的图像分割方法

李光耀, 聂诗良

(西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

**摘要:**传统的FCM图像聚类法由于需要大量先验知识和聚类速度的原因,大大限制其在图像分割领域的应用。提出一种基于小波分解和模糊聚类相结合的图像分割算法,首先对图像进行小波变换,对于L空间得到的灰度图像利用小波多尺度分解的性质得到特征图像,利用此特征图像的一维灰度信息采用模糊C均值聚类(FCM)算法,并自动确定FCM算法聚类数和聚类中心从而完成聚类的无监督化,实现对经小波分解后的特征图像的高效快速分割。

**关键词:**图像分割;小波分解;模糊聚类

**中图分类号:**TP391.41

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2009)06-0121-03

## Image Segment Algorithm Based on Wavelet Decomposition and Fuzzy Clustering Theory

LI Guang-yao, NIE Shi-liang

(College of Information Engineering, Southwest Science & Technology University, Mianyang 621010, China)

**Abstract:** Because of a few priori knowledge has to be needed and its slowly speed, The application of traditional fuzzy clustering algorithm is limited in the field of image segment. Proposed a new image segmentation algorithm based on wavelet decomposition and fuzzy clustering. First, divided the image into sub images with wavelet transform method; gained the feature images according the property of wavelet multi-scale decomposition of the grey-scale map in L-Space. By using one-dimensional gray information of the feature image, FCM algorithm, and automatically determined the number of clusters and cluster centers to complete the non-supervision clustering. The experiment proves feature images based on wavelet decomposition has been segmented quickly and efficiently.

**Key words:** image segment; wavelet decomposition; fuzzy clustering

### 0 引言

图像分割是图像处理中最为基础和重要的领域之一,由分割产生的子区域是图像内容的一种表示,它是对图像进行视觉分析和模式识别的基本前提。图像分割的目的在于根据某些特征(灰度级、频谱、纹理等)将一幅图像分成若干有意义的区域,使得这些特征在某一区域内表现一致或相似,而在不同区域间表现出明显的不同<sup>[1]</sup>。多年来,已经提出了许多不同类型的图像分割方法。经典的方法有阈值法、区域生长法、松弛法、边缘检测法、分裂合并法等。现代的方法则有神经网络法、小波变换分割法和模糊聚类法等。不同的方法适合不同的应用场合,没有一种万能的图像分割算法适用于所有图像,因此选择合适的分割算法用于特

定的问题是十分重要的。

小波变换是一种多尺度信号分析方法,它克服了傅里叶变换固定分辨率的弱点。图像经小波变换后,每一次分解产生4个子图像,它们分别表示低通滤波图像、水平方向的高频子图像、垂直方向的高频子图像以及斜方向的高频子图像<sup>[2]</sup>。基于小波变换的图像分解完全保存了原始图像的信息。对于L空间而言,得到的特征图像为灰度图像,其中灰度信息是最基本的信息,也是最简单的图像信息。利用此一维灰度信息,采用模糊C均值聚类(FCM)算法结合直方图数据,设定FCM算法初始值,实现对经小波变换后获得的特征图像的分割。

### 1 特征图像的提取

小波是小波变换的基函数。当建立一种变换的基函数时,主要考虑的是这个基函数在时频域的局部性。对于图像数据,时域是图像像素的空间位置,频域是这个图像像素邻域的颜色变化。小波变换就是一种能够

收稿日期:2008-09-27;修回日期:2008-12-22

基金项目:四川省教育计划重点资助项目(2006A097);四川省科技应用基础研究项目(2008LY0115-2)

作者简介:李光耀(1982-),男,四川人,硕士研究生,研究方向为图像处理、模式识别;聂诗良,副教授,研究方向为计算机控制系统。

有效表达图像在任一空间区域颜色变化的变换,它的变换系数可以用作图像的特征矢量。最简单的小波函数是 Haar 小波,但是 Haar 小波分解的低频图像其实也是对上一尺度的低频图像平均得到的(如图 1 所示),图像的边缘信息损失较为严重,对图像匹配的结果影响较大,Daubechies 小波在运动估计中应用广泛,可以很好地保留低频信息<sup>[3]</sup>,是一种很不错的小波函数。因此文中最终采用 Daubechies 小波进行图像分解,如图 2 所示。



图 1 原始图像



图 2 采用 Daubechies 小波的一级分解

小波变换通过多分辨率来分析信号,是检测突变信号强有力的工具,能很好地描述突变点的奇异性,可以区分图像边缘。探测图像边缘的多尺度情形可以通过高斯函数的偏导数。

$$\varphi^1 = \frac{\partial \theta}{\partial x} \quad \varphi^2 = \frac{\partial \theta}{\partial y}$$

在二维情况下,任意二维函数  $f(x, y) \in L^2(R^2)$  的小波变换为:

$$w^k f(u, v, 2^k) = f * \varphi_k^2(u, v)$$

图像梯度矢量的模正比于小波变换的模:

$$Mf(u, v, 2^j) =$$

$$\sqrt{|w^1 f(u, v, 2^j)|^2 + |w^2 f(u, v, 2^j)|^2}$$

其角度等于小波变换矢量的夹角:

$$\alpha = \arctan\left(\frac{w^2 f(u, v, 2^j)}{w^1 f(u, v, 2^j)}\right)$$

$$\text{或 } \alpha = \pi - \arctan\left(\frac{w^2 f(u, v, 2^j)}{w^1 f(u, v, 2^j)}\right)$$

用小波函数与图像做卷积以后,小波变换局部模

极大值点对应于图像的边缘点,因此边缘点的检测过程就是小波模值图的寻峰过程,沿小波变换矢量式的夹角方向是使  $Mf(u, v, 2^j)$  为局部极大值点  $(u_0, v_0)$  的集合,这些点称为小波变换模极大值点,对每一分辨率的模图沿相角方向求局部模极大值点,得到所有可能的边缘像素集合,由于噪声和精细纹理的存在,边缘像素集合中有许多非边缘点,而这些点的模值相对较小<sup>[4]</sup>。因此采用阈值法剔除模值小于一定阈值的点,以减小非边缘像素点对后续步骤的影响。

## 2 模糊 C 均值算法

模糊 C 均值聚类方法是基于目标函数的模糊聚类理论中最为完善、应用最为广泛的一种算法。它依据最小二乘原理采用迭代法优化目标函数来获得数据划分。设代表图像主要特征的灰度的直方图用  $h(k)$  表示,  $k \in [l, L]$ ,  $l$  为图像特征量(即灰度值)的最小值,  $L$  为图像特征量(即灰度值)的最大值。 $h(k)$  表示灰度值为  $k$  的像素在整幅图像中的数目。

C 个聚类中心的计算公式为:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^L (u_{ik})^m h(k) k}{\sum_{k=1}^L (u_{ik})^m h(k)}$$

$$i = 1, 2, \dots, c$$

目标函数的计算公式变为:

$$J(u, v) = \sum_{k=1}^L \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m (d_{ik})^2 h(k), \text{ 其中 } d_{ik} = |$$

$k - v_i|$  为第  $k$  个样本到第  $i$  类的距离<sup>[5]</sup>。

## 3 聚类数目的自动确定

在聚类算法中,聚类的数目经常是作为初始化条件给出才能够实现。对于数据类别数目往往是未知的,需要对聚类数目给出一个判断算法。如果聚类数目选择不当,则会使得对数据集(待分类的特征向量集)的划分结果与数据集的真正结构不相符,从而导致聚类的失败。

第一步:构造一维高斯模板,

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$$

第二步:用高斯模板对一维直方图  $f(x)$  进行卷积运算,LL 子带直方图获得图像的每一个像素的灰度值分布表。

$$\varphi(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) du$$

第三步:对卷积结果  $U(x)$  进行二次差分运算<sup>[6]</sup>,

$$\varphi'(x) = f(x) * \frac{dg(x)}{dx}, \varphi''(x) = f(x) * \frac{d^2g(x)}{dx^2}$$

第四步: 求集合  $\{x_i | \varphi'(x) = 0, \varphi''(x) < 0\}$ , 令  $c$  为集合  $\{x_i\}$  的基数。

由此得到的  $c, \{x_i\}$  即可以分别作为 FCM 算法的聚类类数和初始中心值<sup>[7]</sup>。

4 试验结果与分析

对大小为  $128 * 128$  的图像 Lena 进行了小波分解聚类分割的三组对比实验, 如图 3 所示。首先对测试图像直接采用自动确定聚类数法的模糊聚类分割, 再对小波分解后的特征图像做自动确定聚类数模糊聚类分割; 实验二(图 3e, f), 实验三(图 3c, d)为对上述两种图像做分类数分别为 2, 5 的聚类分割。实验结果显示在得到较好的分割效果的同时采用小波分解得到的特

征图在分割效率上明显高于直接对原图像做聚类分割(见表 1, 表 2)。实验二三显示在人为指定聚类数的算法中图像分割的时间消耗大大增加且分类效果不能得到保证。

表 1 不同分割算法的各类类峰值(对特征图像)

分割算法	1	2	3	4	5	6	7
聚类数	2	23	230				
	5	19	65	101	167	245	
自动确定聚类数	19	54	99	128	166	201	242

表 2 不同分割算法的性能比较

分割算法	聚类数	迭代次数		时间消耗(s)	
		原始图像	特征图像	原始图像	特征图像
	2	76	55	6.8	3.5
	5	66	48	7.1	3.1
自动确定聚类数		58	36	6.2	2.9

5 结束语

综合了小波变换的多尺度特征和模糊均值聚类理论的优点, 采用小波变换进行分解图像, 得到不同分辨率下的图像表示, 进而提取近似特征图像。然后讨论了对特征图像聚类分割的实现方法, 和传统的 FCM 图像聚类法相比提高了图像的聚类分割准确性, 且模糊聚类分割算法的迭代次数大大减少, 运算的开销显著降低。

参考文献:

[1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.  
[2] 陈武凡. 小波分析及其在图像处理中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.  
[3] 赵瑞珍, 宋国乡. 小波系数阈值估计的改进模型[J]. 西北工业大学学报, 2001, 19(4): 625-628.  
[4] 陈剑赞, 老松扬, 吴玲达. 基于内容的图像检索的发展最新趋势[J]. 计算机工程与应用, 2002(10): 47-49.  
[5] 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: 49-61.  
[6] 王 备, 王继承. 图像分割中模糊聚类数目的确定[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(10): 162-164.  
[7] 王 伟, 高 亮, 吴 涛. 一种基于模糊聚类的离散化方法[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(3): 53-55.



图 3 不同聚类分割方法对比实验分析

中国计算机学会会刊、中国科技核心期刊  
《计算机技术与发展》欢迎投稿, 欢迎订阅!