

结合图像灰度信息和空间信息的有意义区域分割

杨 勇, 黄 波, 王 桥, 吴乐南

(东南大学无线电系, 江苏南京 210096)

摘 要: 本文提出了一种应用图像灰度信息和空间信息的分割方法. 首先利用快速的优化分水岭算法将图像分成多个小区域; 其次, 计算每一个小区域的特性参数, 并确定各个区域之间的拓扑关系; 最后用模糊 C-均值聚类算法根据区域的灰度特性及空间特性进行归类, 获取最终的分割结果. 结果显示, 该方法与阈值化模糊 C-均值聚类算法相比, 分割结果更加有意义, 而且速度也有极大地提高.

关键词: 图像分割; 优化分水岭; 模糊 C-均值聚类

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 02-0252-03

Meaningful Region Segmentation of an Image Combined with Intensity Distribution and Spatial Information Field

YANG Yong, HUANG Bo, WANG Qiao, WU Le-nan

(Dept. of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

Abstract: This paper proposed a new scheme to segment an image into meaningful regions based on its intensity distribution and spatial information. First, an image is separated into a large number of small partitions by a highly optimized watershed algorithm; then, the characteristic parameters are calculated for each partition, and the topological relation is determined between each other; finally, fuzzy C-means clustering algorithm is used to obtain the final segmentation result. The result shows that this scheme can obtain more meaningful regions with less time consumption than that by the direct fuzzy C-means clustering algorithm.

Key words: image segmentation; optimized watershed algorithm; fuzzy C-means clustering

1 引言

图像分割是图像处理中的主要问题之一,也是机器视觉领域中低层次视觉中的主要问题. 同时,随着多媒体数据库技术的研究进展,语义级的图像检索将成为基于内容图像检索技术的一个重要发展方向^[1,2]. 这就要求对图像必须进行恰当的分割,鉴别出若干有意义的图像区域,将其作为进一步区域比较的基础. 传统的图像分割中基于聚类分析的阈值分割^[4]方法是最具代表性的方法之一.

然而,阈值分割就是用一个或几个阈值将图像的直方图分成几个类,认为图像中灰度值在同一个灰度范围内的像素属于同一个物体. 该方法的缺陷在于它仅仅考虑了图像的灰度信息,而忽略了图像中的空间信息. 对于图像中不存在明显的灰度差异或各物体的灰度值范围有较大重叠的图像分割问题难以得到准确的结果,同时,还可能将存在一定灰度差异的某一有意义的区域分割为不同的区域.

本文提出一种结合区域灰度特性和像素点空间特性的图像分割方法,目的在于一方面克服传统阈值化方法丢失像素空间特性的缺陷;另一方面,实现图像无监督地自动分割.

2 应用灰度及空间信息的分割

2.1 算法流程图

本文分割方案的流程图见图1所示. 为了滤除噪声并保持边界特性,对原图像进行中值滤波,并计算它的形态梯度. 然后用快速的优化分水岭算法将图像分成若干个小区域. 为了用模糊 C-均值聚类算法合并小区域,必须先计算每个小

域的特征参数. 同时,由于该方案考虑到各个小区的空间关系,因而需要确定各个区域之间的邻域关系. 最后,结合灰度信息和邻域关系进行模糊 C-均值聚类,获取分割结果.

2.2 优化分水岭分割算法

Vincent 与 Soille^[5]提出的分水岭算法是常用图像分割方法之一. 然而,分水岭算法对图像强度梯度噪声特别敏感,容易导致过度分割,它的另一个缺点是计算耗时. 本文采用一种快速的优化分水岭算法^[6],不仅可以加速整个分割过程,而且在算法实现中采用了一

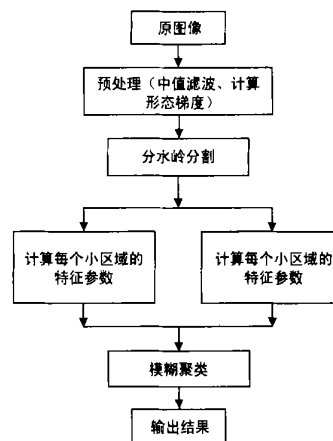


图1 分割方案流程图

种特定的数据结构,为分水岭分割之后的后续处理带来了极大的方便. 同时,由于分水岭算法是一种基于图像强度梯度的聚类算法,本文采用形态梯度算子计算图像的强度梯度^[7]. 该方法同常规的离散化梯度计算方法相比,更利于分水岭分割算法的实现.

形态梯度算子定义为,

收稿日期:2001-04-09;修回日期:2002-03-12

基金项目:国家自然科学基金(No. 60072013)

$$\text{Grad}(f) = (f \odot g) - (f \oslash g) \quad (1)$$

其中 f 是原始图像, g 是结构元素, \odot 和 \oslash 分别表示膨胀和腐蚀操作。

经过形态梯度处理之后,图像中物体边界附近的像素点强度得到提升,而非边界的像素点其强度值被压抑,从而使得在图像中物体边界点附近具有有较高的强度值,而在物体的内部具有较低的强度值,这为利用分水岭方法进行图像分割创造了有利的条件。

分水岭分割过程由三个步骤来完成。首先,通过一个“淹没”的处理方式去除梯度图像中的弱边界。这样,强度梯度低于某一阈值的像素点将“汇聚”成多个小的“湖泊”。这一阈值可以看作是淹没水平,引入这一个概念对减少过度分割比较有利。其次,模拟雨滴在地表下落的过程,使得每一像素与其梯度下降最快方向上的像素合并。最后,给保留下来的每一边缘和区域标注不同的标记,于是,被地表边缘包围的区域就形成了“斜坡”和“湖泊”。图 2 所示为用优化分水岭算法对标准图像“辣椒”(256 × 256 像素)进行处理的结果(淹没水平设置为 0.5)。该过程用时 180 毫秒,而 Vincent 与 Soille 算法用时 570 毫秒。



图 2 “辣椒”图像及其分水岭分割结果

经过分水岭分割之后,整幅图像被分成 M 个大小不同的小区域 $R_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 。下面,我们需要对结果进行统计,以便为模糊 C-均值聚类算法提供初始参数。由于通常情况下,分水岭分割得到的较大的区域是图像中比较明显的有意义的区域,因而本文根据各个区域 R_i 的面积 A_i 来确定模糊 C-均值聚类的聚类数目 (A_T 为一给定阈值),即

$$C = \sum_{i=1}^M i, \quad i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } A_i \geq A_T \\ 0, & \text{如果 } A_i < A_T \end{cases} \quad (2)$$

而模糊 C-均值聚类时,我们将只考虑 $(M-C)$ 个面积小于 A_T 的样本的归并问题。

2.3 空间拓扑关系的确定

由于分水岭分割之后,各个小区域均具有独立的标号,根据标号可以确定各个小区域之间的邻接关系。要确定标号为 L_k 区域 R_k 的所有邻域(即 $L(i, j) = L_k, (i, j) \in R_k$),算法描述如下:

- (1) 初始化 R_k 的邻域集合,设置邻域计数器 $counter = 0$;
- (2) 定位 R_k 中的第一个点 $P(i, j)$,并令 $m = i + 1, n = j$;
- (3) 如果 $L(m, n) = L_k$,继续下一步。如果 $L(m, n) \neq L_k$,此时,若 $counter = 0$,则将 $L(m, n)$ 加入 $L(i, j)$ 的邻域并继续下一步, $counter = counter + 1$;若 $counter > 0$,判断是否已经将

$L(m, n)$ 加入 $L(i, j)$ 的邻域,若已经加入,则继续下一步;否则,将其加入 $L(i, j)$ 的邻域, $counter = counter + 1$;

(4) 令 $m = i - 1, n = j$,重复步骤(3);

(5) 令 $m = i, n = j + 1$,重复步骤(3);

(6) 令 $m = i, n = j - 1$,重复步骤(3);

(7) 定位 R_k 中的下一个点,并从步骤(2)开始循环,直到遍历区域 R_k 中的所有点。

2.4 模糊 C-均值聚类算法

由于分水岭算法容易造成过分割的问题,并不能将图像中有意义的区域表示出来,所以必须对分割结果进行合并。模糊 C-均值聚类算法是解决这一问题的有效算法之一。模糊 C-均值算法是依据最小二乘原理采用迭代方法优化目标函数来获得对数据集模糊划分的方法。用隶属度函数定义的聚类损失函数为,

$$J_f = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b |x_i - m_j|^2 \quad (3)$$

其中, $\mu_j(x_i)$ 是第 i 个样本对于第 j 类的隶属度函数, $b > 1$ 是一个控制聚类结果的模糊常数。模糊 C-均值方法要求:

$$\sum_{j=1}^c \mu_j(x_i) = 1, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

用变分法,令 J_f 对 m_i 和 $\mu_j(x_i)$ 的偏导数为 0,得必要条件:

$$m_j = \frac{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b x_i}{\sum_{i=1}^n [\mu_j(x_i)]^b}, \quad j = 1, 2, \dots, c \quad (4)$$

$$\mu_j(x_i) = \frac{(1/|x_i - m_j|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{k=2}^c (1/|x_i - m_k|^2)^{1/(b-1)}} \quad (5)$$

用迭代方法求解式(3)和(4),步骤如下:

- (1) 设定聚类数目和参数,初始化各个聚类中心;
- (2) 用当前聚类中心根据式(4)计算隶属度函数;
- (3) 用当前的隶属度函数根据式(4)更新计算各类的聚类中心;
- (4) 重复步骤(2)和(3),直到算法收敛。

该算法的优点在于:各个区域中特征的非均匀性可包含在初始图像处理中,而且可以形成原始图像的细致特征空间,不会像阈值化分割方法所造成的偏倚。显然, $J(U, V)$ 的值越小,表明各类中样本依附于它们的聚类中心越紧密。因此,它适合于聚类结果接近于球形分布的情况。此外,模糊 C-均值算法还存在两个缺陷:(1)在聚类数未知的情况下,聚类非常困难;(2)在求聚类中心的迭代过程中所需计算量过大。

然而,在本文中,由于我们在模糊 C-均值聚类之前,已经用优化分水岭方法对图像进行了初步分割,这就相当于已经有了一个确定的初步分割结果,样本数量大大减少。此时,进一步用模糊 C-均值聚类,算法的速度将大大加快。

本文中聚类分析的特征量采用经优化分水岭分割之后每一个小区域的灰度平均值及其 Shannon 信息熵。区域的平均灰度值是该区域像素灰度宏观属性的基本反映,而 Shannon 信息熵则反映了该区域内像素灰度级的分布,也就是灰度分

布的均匀性.按照 Shannon 函数,每一个小的图像区域的熵为

$$E = - \sum_{i=0}^k p_i \ln p_i \quad (6)$$

其中, p_i 表示灰度级 i 在每一小块图像中出现的概率. k 为最大灰度级.分析式(2),可以看出:

(1) 当区域中的像素在各个灰度级上均匀分布,即各个灰度级出现的概率 $p_0 = p_1 \dots = p_k = \frac{1}{k+1}$ 时,公式(2)具有最大值,即 $E_{\max} = \ln \frac{1}{k+1}$;

(2) 当区域中像素的灰度级分布比较集中时,特别情况下,集中在某一个灰度级上,即 $p_i = 1, p_j = 0 (i \neq j)$,公式(2)具有最小值,即 $E_{\min} = 0$;

(3) 一般情况下,当区域中灰度级减少时,该区域的熵相应地减小.

该方法的优点在于:对于各个区域,其细致特征的非均匀性可较为充分地作用于聚类分析的处理过程中,而不会像阈值化分割方法对灰度均值的过分倚倚.

在聚类的过程中,我们不仅考虑到各个区域的灰度特征,同时还利用它们之间的拓扑关系.对于某两个小区域,将首先考虑把它和与它具有邻域关系的区域归为一类;其次再考虑把它和与它具有相似特征参数的区域归为一类.这一处理方式,更有利于将一幅图像分割成不同的有意义的区域.

3 实验与分析

本文实验对象为 256×256 像素的标准灰度图像,所用的计算机为 PII250MHz,64MB 内存.图 3 所示为“Lena”图像的处理过程.

首先,原图像(见图 3(a))经形态滤波,进行分水岭分割之后(淹没水平设置为 0.5),图像被分成 1312 个小区域,见图 3(c),图中的白线为每个小区域的边界;然后,计算每个区域的面积、平均灰度和 Shannon 熵,并取面积阈值 $A_T = 2000$ 像素,此时,大于该阈值的区域共有 7 个;最后,用模糊 C-均值聚类算法并结合各个区域之间的邻域关系,把小区域归为 7

类,得到最终分割结果,见图 3(d),该算法用时 5 秒.如果直接用模糊 C-均值聚类算法,将图像分为 7 类,用时长达 3 分 50 秒,见图 3(b).

从分割结果可以看到,本文的方法与阈值化模糊 C-均值聚类算法相比,分割结果更加有意义.这是因为我们在处理过程中,不仅考虑到图像的灰度特性,而且将其空间特性也融入分割过程之中.同时,由于在聚类分割之前,我们先使用优化分水岭算法对图像进行初始分割,使得整个算法的速度被迅速加快.

在我们目前的算法中,还有两个重要的阈值需要根据经验预先设定,一个是优化分水岭算法中的淹没水平,它关系到分水岭分割后小区域的数量;另一个就是面积阈值 A_T .如何自动地确定这两个阈值,将是我们进一步研究的方向.

参考文献:

- [1] 高文,吴枫.新一代多媒体编码标准 MPEG4 [J]. 软件世界-技术专题,1999,5:44 - 46.
- [2] 罗云,章毓晋,高永英.基于分析的图像有意义区域提取[J]. 计算机学报,2000,23(12):1313 - 1319.
- [3] 罗希平,田捷,戴汝为等.图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能,1999,12(3):300 - 312.
- [4] Coleman G, Andrews H C. Image Segmentation by clustering[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5):773 - 785.
- [5] L Vincent, P Soille. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Trans, PAMI, 1991, 13(6): 583 - 598.
- [6] P D Smet. Performance and scalability of high optimized rainfalling watersheds algorithm[A]. CISST '98[C]. Las Vegas, Nevada, USA: CISST, 1998. 266 - 273.
- [7] P Salembier, M Pardas. Hierarchical morphological segmentation for image sequence coding[J]. IEEE Trans, Image Processing, 1994, 3(5): 639 - 651.

作者简介:



杨 勇 男,1973 生于陕西省洋县,1995 年和 1998 年分别在西安交通大学和东南大学获得工学学士和硕士学位,现为东南大学无线系博士生,研究方向为数字图像与视频处理. e-mail: yy.11@seu.edu.cn.



黄 波 男,1975 生于湖南省湘潭市,1997 年和 2000 年分别在中南大学和东南大学获得工学学士和硕士学位,现为东南大学无线系博士生,研究方向为数字图像与视频处理.



图 3 本文算法与模糊 C-均值聚类算法的比较