

图像分割中模糊聚类数目的确定

王 备, 王继成

(同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘 要: 尽管模糊聚类是一种无监督的分类, 但目前的 FCM 类型的算法却要求聚类原形参数的先验知识(原型数目及类型), 否则算法就会产生误导, 这就限制了在图像分割中的应用。因此需要对聚类数目给出一个判断算法。通过对图像的灰度直方图中加入它的梯度信息, 提出了灰度-梯度的二维直方图。该方法能有效地抑制噪声的干扰, 更准确地得到聚类数目, 使模糊聚类完全无监督化。

关键词: 灰度-梯度的二维直方图; 模糊 C-均值聚类; 图像分割

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2007)10-0162-03

Identification Numbers of Fuzzy Clustering Algorithm in Image Segmentation

WANG Bei, WANG Ji-cheng

(College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: Although a fuzzy clustering algorithm is a clustering without supervising. Now the FCM arithmetic should be given the transcendent information of antetype parameter, otherwise the arithmetic will be wrong. This limits its application in image segmentation. So should have an algorithm to judge the number of the clustering. In the paper, added the gradient information into the image gradation histogram, proposed the gradation-gradient two-dimensional histogram. This method can reduce the disturbance of noise, get the numbers more accurate. This method made the fuzzy clustering algorithm become a clustering without supervising.

Key words: gradation-gradient two-dimensional histogram; fuzzy C-means clustering; image segmentation

0 引 言

图像分割是图像分析和计算机视觉中的非常重要的一个过程, 它根据图像中的一个或多个特征将图像分成某几个区域。至今已提出了许多图像分割方法, 例如: 边缘检测、区域增长、直方图阈值化、分水岭算法和聚类等^[1]。但是各类分割方法的效果都不是十分的理想, 都有其长处也有其短处, 或只能适用于个别的几种图像。如分水岭算法, 它可以有效地生成封闭的单元像素轮廓, 但不足之处在于过分割, 即生成过多的小区域而使感兴趣的目标物难以识别^[2]。文中利用的是 FCM 算法对于灰度图像的分割, 该算法是一种无监督的聚类方法, 应用时可以减少人为的干预。但它也有不足:

1) 尽管模糊聚类是一种无监督的分类, 但目前的 FCM 类型的算法却要求聚类原形参数的先验知识(原

型数目及类型), 否则算法就会产生误导; 而目前有些论文加入了如纹理等其他因素^[3]。

2) 由于模糊聚类目标函数是非凸的, 而 FCM 类型算法又是迭代爬山, 因此很容易陷入局部极值点或鞍点而得不到最优解甚至是满意解, 同时大量数据下算法很耗时。

3) FCM 类型的聚类算法属于划分方法, 对于一组给定的样本集, 不管数据中是否有聚类结构, 也不问分类是否有效, 总是把数据划分到 C 个子类中。现在的聚类分析与聚类趋势以及有效性分析是隔断的、分割的^[4]。

文中根据 FCM 的不足之处, 改进前人用直方图分析的方法^[5], 吸取了二维直方图可以加入图像的除灰度以外的更多信息。采用图像的梯度-灰度二维直方图, 得到聚类数目。这样可以去除噪声的干扰, 更准确地得到聚类数目, 更精确地进行聚类、分割。

1 灰度-梯度二维直方图

若目标区域和背景区域内部灰度高度相关, 则各

收稿日期: 2006-12-30

作者简介: 王 备(1981-), 男, 上海人, 硕士研究生, 研究方向为模式识别与图像处理; 王继成, 教授, 研究员, 研究方向为模式识别与智能系统、数字图像和语音处理。

区域内部的梯度值较小,而处于边缘的区域的梯度值则较大。此时,目标区域和背景区域中的像素点在二维灰度-梯度值的坐标平面上将靠近于灰度轴,而边缘的区域就远离灰度轴,并且边缘一定处于背景与目标或者目标与不同类目标之间。这给了目标与背景或目标与目标之间更大的空间^[6]。就像图 1 所示,可以抛弃梯度值比较大的点,也就是抛弃了图像的边缘,对于图像的目标数是没什么影响的。而在抛弃梯度值大的同时也就是在对图像进行去噪,一般噪声都是与目标区域或背景区域内部灰度大相关,也是梯度比较大的。

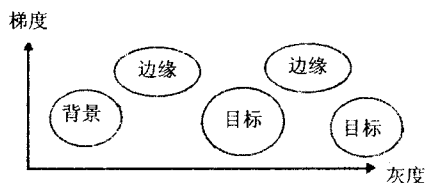


图 1 灰度-梯度图

2 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恰当,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。原来算法的不足之处就是这个聚类数目需要时是预先设定的,而它的设定需要很多人为因素来参与,不能使聚类完全无监督化。因此,运用图像的二维直方图的有多少峰值来确定有多少个聚类数目,来完成聚类的无监督化。

第一步:用 $\nabla f = [G_x^2 + G_y^2]^{\frac{1}{2}} = [(\frac{\partial f}{\partial x})^2 + (\frac{\partial f}{\partial y})^2]^{\frac{1}{2}}$ 各点的梯度值,自身的灰度为 i ,梯度为 j 的像素点的个数为 N_{ij} ,则有这样的属性出现的频率为 $H_{ij} = N_{ij}/N$,阵列 (H_{ij}) 为该图像内部的灰度-梯度直方图。

第二步:设定梯度阈值,去除直方图中高梯度点。并把二维直方向灰度做投影,形成一维的灰度直方图。

第三步:构造高斯模板:

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

对一维直方图 $f(x)$ 进行卷积运算,即:

$$\Phi(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(u) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}\right] du$$

第四步:求集合 $\{x_i | \Phi'(x_i) = 0, \Phi''(x_i) < 0\}$,令 C 为集合 $\{x_i\}$ 的基数,即聚类数。 $\{x_i\}$ 为初始中心。

3 模糊 C 均值算法

动态聚类方法的目的是把 n 个样本划分到 C 个类别中的一个中,使各个样本与其所在类均值的误差平方和最小,即使 $J_e = \sum_{j=1}^C \sum_{Y \in T_j} \|y - m_j\|^2$ 的准则函数最小,其中 M_j 为第 j 类的样本均值, $Y \in T_j$ 是分到第 i 类的所有样本。使这一准则最小化的最基本的方法就是 C 均值方法。将问题的有关符号重新规定如下: $\{X_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 是 N 个样本组成的样本集合, C 为预定的类别数目, $M_i, i = 1, 2, \dots, C$ 为每个聚类的中心, $U_j(X_i)$ 是第 i 个样本对于第 j 类的隶属度函数。用隶属度函数定义的聚类损失函数可以写为:

$$J_f = \sum_{i=1}^C \sum_{i=1}^n [U_j(X_i)]^b \|X_i - M_j\|^2$$

其中 $b > 1$ 是一个可以控制聚类结果的模糊程度的常数。在不同的隶属度定义方法下最小化(上式)损失函数,就得到不同的模糊聚类方法。其中最具有代表性的是模糊 C 均值方法,它要求一个样本对于各个聚类的隶属度之和为 1,即 $\sum_{j=1}^C U_j(X_i) = 1, i = 1, 2, \dots, n$,在条件式下就得极小值,令 J_f 对 M_j 和 $U_j(X_i)$ 的偏导数为 0,可得必要条件:

$$M_j = \frac{\sum_{i=1}^n [U_j(X_i)]^b X_i}{\sum_{i=1}^n [U_j(X_i)]^b}, i = 1, 2, \dots, C \quad (1)$$

$$U_j(X_i) = \frac{(1/\|X_i - M_j\|^2)^{1/(b-1)}}{\sum_{k=1}^C (1/\|X_i - M_k\|^2)^{1/(b-1)}}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, C \quad (2)$$

用迭带方法求解式(1)和式(2),就是模糊 C 均值算法。算法步骤如下:

- 1) 设定聚类数目 C 和参数 b 。而 b 取 2 最有意义^[7]。 b 就是平滑因子。
- 2) 初始化各个聚类中心 M_i 。
- 3) 重复下面的运算,直到各个样本的隶属度值稳定。

① 用当前的聚类中心根据式(2)计算隶属度函数;

② 用当前的隶属度函数按式(1)更新计算各类聚类中心;

③ 当算法收敛时,就得到了各类聚类中心和各个样本对于各类的隶属度值,从而完成了模糊聚类划分。如果需要,还可以将模糊聚类的结果进行模糊化,即用

一定的规则把模糊聚类划分转化为确定性的分类。

4 实验结果及分析

实验是在 WinXp + Matlab 6.5 的平台上进行的。
CPU:p4 1.8G + 内存:768M。

实验对图 2 进行加均值 0, 方差为 0.005 的高斯噪声, 显示如图 3 所示。再针对 2 幅图做实验。



图 2 实验原图



图 3 加噪后的图

实验一:对图 2 进行分析,从图上可以很容易地分辨出该图应该被分为 3 类,图 4(a)就是对图 2 的灰度直方图处理。由于受到边缘信息和各类间的互相重叠,不可区分。在灰度 40 到 120 的波峰和波谷很难区别。而运用梯度和灰度的二维直方图就除了灰度信息更添加了梯度信息,图 4(b)只显示了梯度小于 30 的点。其实就是把原来的灰度直方图的像素点的出现频率沿梯度做分摊,越处于边缘处相关度越小,被分的越厉害,更加显现是波谷。处于目标内部相关度越高,被分的越小,更加显现是波峰。如图 4(c)所示,波谷与波峰的差更明显。

已经不再有灰度在 40 到 120 之间峰谷很难分的情况。

实验二:对图 3 滤波去噪再求出其直方图,如图 5(a)所示。此时只是明显地显示单峰了。再用同样的方法求出梯度和灰度的二维直方图,如图 5(b)所示,再投影得到如图 5(c)所示的直方图,从图中可以明显地看出经过这样处理后的直方图显现的是 3 峰。

实验三:分别对直接的直方图和处理后直方图运用该文的聚类数目的自动确定方法进行出聚类数和类

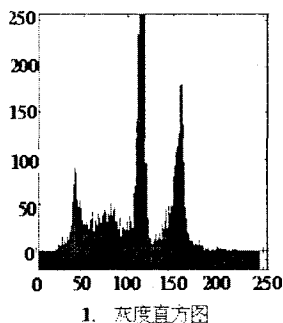
峰值,并进行聚类方法的图像分割。聚类结果如表 1 所示。对没有处理的直方图,它的聚类数目会受噪声和边界的均匀过渡的影响,使类数或多或少。这将直接影响后面的图像分割。

表 1 原图和加噪后图像的聚类数目和各类的类峰

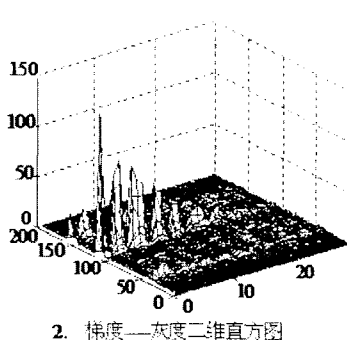
参数		类峰值			
图像	类数 C	1	2	3	4
图 4(a):直接直方图	4	41	78	122	163
图 4(c):投影后直方图	3	40	116	158	
图 5(a):加噪图的直方图	2	48	120		
图 5(c):加噪图的直方图	3	53	115	159	

5 结论

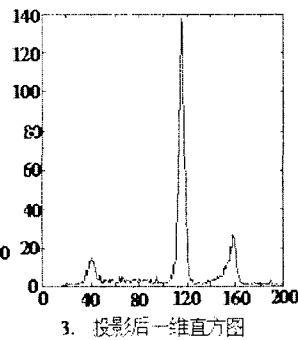
图像分割是计算机视觉研究的重要方面,但图像分割一直是一个难题。文中运用模糊聚类,而聚类数



1. 灰度直方图

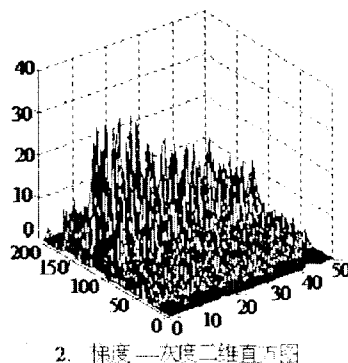


2. 梯度—灰度二维直方图



3. 投影后一维直方图

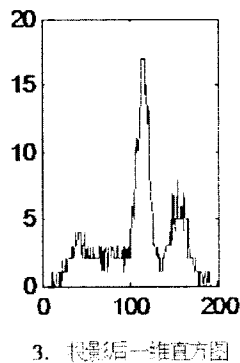
图 4 原始图像的处理过程与比较



1. 灰度直方图

图 5 加噪后的处理过程与比较

2. 梯度—灰度二维直方图



3. 投影后一维直方图

目是完全自动确定的,使模糊聚类完全实现了无监督化。通过一维直方图,用高斯模板对一维直方图进行卷积,去除噪声。再用峰值的数目作为 FCM 的聚类数目,但简单的卷积去噪,不能去除局部的最大值,效果也不是很好,很容易分割过细,机器又十分耗时,而且无法辨认。而文中就添加了一个梯度信息,增加了背景与目标间的空白区域,使波峰和波谷的区分度更高。同时在梯度和灰度的二维直方图抛弃掉梯度比较大的

(下转第 180 页)

波特率为 19200, 字节长度为 8 位, 控件名为 COM1, 无奇偶校验位, 停止位为一位。

3) 程序实现的代码。鉴于篇幅, 笔者只给出了程序的初始化和数据接收及发送等方面的代码, 至于其他程序实现不再过多叙述。

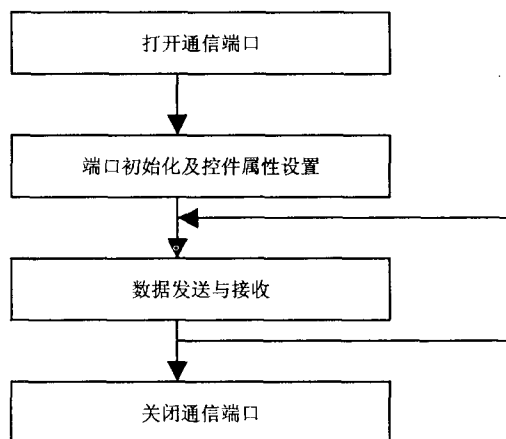


图 1 串口通信流程图

(1) 打开串口:

```

procedure Tfcomm. formshowClick(Sender: TObject);
begin
    comm1. StartComm;
end;
  
```

(2) 发送数据:

```

procedure Tfcomm. BtnsdramClick(Sender: TObject);
var strsend:string;
begin
    comm1. WriteCommData(strsend,256);
end;
  
```

(3) 接收数据:

```

procedure Tfcomm. Comm1ReceiveData(Sender: TObject; Buffer:
Pointer; BufferLength: Word);
var strrcv:string;
i: integer;
  
```

(上接第 164 页)

像素点, 对于聚类数没什么影响的同时可以有效地抗噪声的干扰。通过无数的实验也证实了这一点。而类峰值的精确也使模糊聚类的迭代次数明显减少。但对于图像灰度很均匀变化或类数过多的图像效果不是很好。因为各类像素点比较少, 再分一下就更小了。这样投影后就只显现为波谷了, 这样可能会丢失部分像素点少的类, 最终的聚类数少于实际的。这有待进一步研究。

参考文献:

[1] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing[M]. Bei-

```

begin
    SetLength(strrcv, BufferLength);
    move(Buffer, pchar(strrcv)^, BufferLength);
    for i:= 1 to BufferLength do
        rcvdata[i]:= integer(strrcv[i]);
    ...
end;
  
```

(4) 关闭串口:

```

procedure TForm1. FormDestroy(Sender: TObject);
begin
    comm1. StopComm;
end;
  
```

4 结束语

经验证在 Delphi 开发工具中利用 SPCOMM 控件实现 PC 机和单板之间的通信完全符合试验的要求, 并且通信稳定、程序的界面友好。SPCOMM 控件使通信过程中的底层操作透明化, 在串口编程中, 利用 SPCOMM 控件能起到缩短设计周期、增加系统可靠性等作用。这所有的一切都使得 Delphi 开发工具和 SPCOMM 控件在以后的串口编程中会得到越来越广泛的应用。

参考文献:

- [1] 范逸之, 陈立元. Delphi 与 RS-232 串口通信控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [2] 东方人华. Delphi 8 入门与提高[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [3] 赵兰涛, 苏彦华. Delphi 串口通信技术与工程实践[DB/CD]. [出版地不详]: 超星图书馆, 2004.
- [4] 王 静. Delphi 环境中串口通信程序设计方法[J]. 微机发展, 2002, 12(4): 7-9.
- [5] 王 静, 靳引利, 汪贵平. 基于 Delphi 的串口通信实践[J]. 现代电子技术, 2006(19): 127-129.

jing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.

- [2] Meyer F. An overview of morphological segmentation[J]. Inter J Pattern Recog Artif Intell, 2001, 15(7): 1089-1118.
- [3] 蒋晓悦, 赵容椿, 江泽涛. 基于 FCM 的无监督纹理分割[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(5): 862-867.
- [4] 高洪波. 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.
- [5] 丁 震, 胡钟山, 杨静宇, 等. 一种基于模糊聚类的图像分割方法[J]. 计算机研究与发展, 1997, 34(7): 536-541.
- [6] 孙即祥. 图像处理[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [7] Bezdek J C, Anderson I. An application of the c-varieties clustering algorithm to polygonal curve fitting[J]. IEEE SMC, 1985, 15(5): 637-641.