

基于二维阈值化与FCM相混合的图象快速分割方法

王培珍

陈维南

(华东冶金学院自动化系, 马鞍山 243002) (东南大学自动化研究所, 南京 210018)

摘要 提出了一种将快速二维阈值化与模糊聚类相混合的图象分割方法, 以进一步减少快速二维阈值分割中的噪声与错误分割。实验结果表明, 利用这种方法分割信噪比较低的图象, 能够在很短的时间内得到较为令人满意的分割结果。此外, 本文还讨论了这一方法中隶属度函数的选取对分割结果的影响

关键词 图象分割, 阈值化, 模糊聚类, 隶属度函数

1 引言

阈值化是图象分割中一种重要技术。传统的方法, 尤其是经大量实践证明为较优越的方法, 大都根据图象的一维灰度直方图选择阈值。由于图象的一维灰度直方图仅反映了图象的灰度分布, 不能反映图象像素之间的空间相关信息等各种有效的信息, 当图象的信噪比递减, 或由于照明等因素的影响, 使得图象的一维灰度直方图不一定出现明显的峰和谷时, 仅利用灰度值分布得到的阈值往往不能使分割效果满意, 甚至还可能产生严重的分割错误。近年来, 已有一些方法开始利用图象的二维灰度直方图——像素的灰度值分布及其邻域的平均灰度值分布所构成的直方图进行阈值分割^[1,2]。这些方法由于利用了图象的灰度值信息和邻域的空间相关信息, 其效果较传统方法有明显改善。快速算法的出现则给这些方法赋予了更为现实的意义。

目前的二维阈值方法在取得二维阈值后, 将二维灰度直方图分成4个方块形区域(图1), 其中, 出现在对角线附近的2块区域(方块0和1), 分别对应于图象中的目标和背景, 而对于远离对角线的那2块对应于边缘和噪声的区域(方块2和3), 并未加以处理或处理草率, 至使在分割后的图象中, 仍存在大量的噪声与错误分割。

模糊聚类是目前应用较多的一种方法, 但将它

应用于图象处理时存在一定的局限性。本文将模糊聚类的方法加以改造, 并将其与快速二维阈值分割的方法结合起来, 以在实现快速分割的基础上, 减少分割错误与噪声。

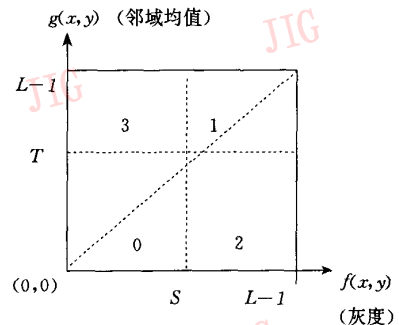


图1

2 二维阈值化

图象可看成是一个二维灰度函数, 其中包含 $N \times N$ 个像素点, $G = \{0, 1, \dots, L\}$ 为灰度取值范围。定义映射 $f: N \times N \rightarrow G$, 则位于坐标 (x, y) 像素的灰度值为 $f(x, y)$ 。设 $T \in G$ 为一阈值, 则对于图象函数 $f(\cdot, \cdot)$ 以灰度值 T 阈值化的结果是得到二值函数 $f_T(x, y)$:

$$f_T(x, y) = \begin{cases} b_0; & (f(x, y) < T) \\ b_1; & (f(x, y) \geq T) \end{cases} \quad 1 \leq b_0, T, b_1 \leq L-1 \quad (1)$$

二维阈值化方法同时考虑象素的灰度值及其邻域平均灰度值。象素 (x, y) 处的 $n \times n$ 邻域平均灰度值为

$$g(x, y) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=-\frac{n}{2}}^{\frac{n}{2}} \sum_{j=-\frac{n}{2}}^{\frac{n}{2}} f(x+i, y+j) \quad (2)$$

其中 $n \leq N, n$ 一般取奇数, $[n/2]$ 取整。

如以灰度、邻域平均灰度数据对 $[f(x, y), g(x, y)]$ 来表示图象,并以二维矢量 (S, T) 分割图象,这里, $0 \leq S, T \leq L-1$,则二维阈值化图象可定义为:

$$f_{s,t}(x, y) = \begin{cases} b_0 & \text{if } f(x, y) < S \text{ and } g(x, y) < T \\ b_1 & \text{if } f(x, y) \geq S \text{ and } g(x, y) \geq T \end{cases} \quad (3)$$

其中 $0 \leq b_0, S, T, b_1 \leq L-1$ 。

对于一幅图象,如以 r_{ij} 表示相应灰度——邻域平均灰度对出现的频数, $0 \leq r_{ij} \leq N^2$,则可定义相应的联合概率密度 p_{ij} 为:

$$p_{ij} = r_{ij}/N^2 \quad (4)$$

其中 $i, j = 0, 1, \dots, L-1; \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1$

$\{p_{ij}\}$ 就是图象的二维灰度直方图。如图1所示,其起始点在左下方,灰度值从左至右增加,邻域平均灰度值自下而上增加。直方图上共有 L^2 个点,每一点的函数值即为 r_{ij} 。

若图象的分割阈值矢量为 (S, T) ,则直方图被分成4块,根据同态性:在目标和背景处,象素的灰度值和邻域平均灰度值接近,在目标和背景的分界邻域,象素的灰度值与邻域平均灰度值差异较大;因此目标和背景中的象素将出现在对角线周围,故方块0和1包含了目标类和背景类的分布;远离对角线的方块2和3对应边缘和噪声。

在上述二维阈值化方法中,当选择了阈值矢量 (S, T) 之后,通常的方法是令二维直方图中的方块0或1为一类,而其余3块为另一类^[3],或者干脆对于方块2和3的点不加处理^[1,2],这样便无法将噪声从图象中分离出来,亦有可能产生较多的分割错误。应用模糊的方法对处于方块2和3的点进一步聚类则可使分割结果得到改善。

3 模糊聚类

模糊聚类的方法大致可分为两类:由S. Tamura^[4]等首创的基于模糊等价关系的动态聚

类方法和由E. Ruspini^[5]首先提出, J. C. Dunn^[6]和J. C. Bezdek^[7]系统化了基于模糊划分的方法,主要是模糊ISODATA (Iterative Self Organizing Data)方法,即模糊c-均值方法(简称FCM)。对于一幅 256×256 的图象来说,若采用基于模糊等价关系的动态聚类方法,为求传递闭包,需对 $(256)^2 \times (256)^2$ 维矩阵进行多次运算,耗时太大。

FCM算法是一种有效的数据聚类方法,它依据最小二乘法原理,通过使均方差目标函数式(5)局部最小来聚类象素

$$J(U, V) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (5)$$

其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为象素的集合, c 为类数, $m \in [1, \infty)$ 是一个加权系数, u_{ik} 是 x_k 属于以 v_i 为中心的模糊集的程度。 U 可由迭代方法求得。当 $m > 1$ 且 $x_k \neq v_i$ 时,局部最小可由下面2式确定

$$u_{ik} = \left(\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_k - v_i\|}{\|x_k - v_j\|} \right)^{2/(m-1)} \right)^{-1} \quad \forall i, \forall k \quad (6)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (7)$$

若直接采用FCM法对图象进行聚类,由于聚类的特征空间往往是多维的,而图象数据本身很大,分割速度将慢得惊人,且图象中的类相互重叠由此会产生图象的错误分割,尤其在类的数目未知的情况下,聚类是非常困难的。

叶秀清等曾提出过一种基于直方图法或修正的抽样法的快速FCM算法,使得计算速度有了较大的提高。然而这一方法从本质上来讲和FCM是一样的。因此也具有FCM算法的缺点。

4 混合聚类的方法

考虑到在二维灰度直方图上,物体与背景的分布呈椭球状,而当FCM聚类准则函数中的距离测度为欧氏距离时,它正好适合于数据在聚类特征空间中的分布为球状或椭球状的情形。因此本文采用一种将二维阈值分割与FCM相混合的聚类方法,先由快速二维阈值分割的方法对图象进行粗分割,同时求得聚类中心,以避免FCM方法的困难之处。然后再做模糊划分以进一步处理粗分割中没有归类的那些点(即图1中的方块2和3)。

混合聚类分2步进行:

(1) 首先由快速二维阈值分割的方法对图象进行粗分割,即

由原始图象计算其二维灰度直方图;

用快速算法找出最佳阈值矢量(S,T);

对原始图象进行粗分割,即将处于图1中的方块0和1中的点分别归类于“0”类与“1”类(目标与背景)。

(2) 由于这里的聚类中心已于式(1)中求得,故不必再用式(6)、(7)由迭代的方法求聚类中心,而以图1中的方块0和1的中心点代替。具体步骤为:

特征抽取:以图象上各点的灰度值和其邻域的平均灰度值作为特征,并求出该点的灰度值 $f(x,y)$ 及邻域平均灰度值 $g(x,y)$ 。

建立隶属度函数:以方块0,1的中心点 $(\frac{S}{2}, \frac{T}{2})$ 和 $(\frac{S+L-1}{2}, \frac{T+L-1}{2})$ 为聚类中心,建立一个明确的算法产生隶属函数 $\mu_i(i=0,1, \text{表示目标与背景})$ 。

给定初始隶属度阈值,计算 $J(U, V) =$

$\sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^2 (u_{ik})^m (d_{ik})^2$, 其中 d_{ik} 为方块2和3的点到聚类中心的欧氏距离, u_{ik} 为隶属度, 当隶属度阈值取定后, u_{ik} 取0或1。

找出使 $J(U, V)$ 最小所对应的隶属度阈值 μ 。以 μ 为隶属度阈值划分处于方块2和3中的点。

5 实验结果与讨论

5.1 隶属度函数的建立与选择

在一般的模糊分割方法中,隶属度函数的选取对分割的效果有较大的影响。比较可行的隶属度函数有:线性形式型、Zadeh 标准 S 型、类似 Zadeh 标准 S 型、具有升半哥西分布形式型等。在本工作中,我们分别用这几种形式构造出隶属度函数,并对其分割结果作了比较,发现其结果相差并不十分明显,这主要是由于这里的聚类中心已经由二维阈值化求得的结果。因此本文选择较为简单的线性形式。

由于这里处理的是两个不相连的区域,为了统一起见,隶属度函数构造为如下形式:

$$\begin{aligned} \mu_{01}(g) &= \begin{cases} 1; & (g(x,y) < T) \\ \frac{|L-1-g(x,y)|}{L-1-T}; & (g(x,y) > T) \end{cases} & \mu_{02}(g) &= \begin{cases} \frac{|g(x,y)-T|}{T}; & (g(x,y) < T) \\ 0; & (g(x,y) > T) \end{cases} \\ \mu_{01}(f) &= \begin{cases} 1; & (f(x,y) \leq S) \\ \frac{|L-1-f(x,y)|}{L-1-S}; & (f(x,y) > S) \end{cases} & \mu_{02}(f) &= \begin{cases} \frac{|f(x,y)-S|}{S}; & (f(x,y) < S) \\ 0; & (f(x,y) > S) \end{cases} \\ \mu(f,g) &= \begin{cases} \mu_{01}(f) \wedge \mu_{01}(g) = 1; & f(x,y) < S \text{ and } g(x,y) < T \\ \mu_{02}(f) \wedge \mu_{01}(g); & f(x,y) < S \text{ and } g(x,y) > T \\ \mu_{01}(f) \wedge \mu_{02}(g); & f(x,y) > S \text{ and } g(x,y) < T \\ \mu_{02}(f) \wedge \mu_{02}(g) = 0 & f(x,y) > S \text{ and } g(x,y) > T \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

其中 \wedge 为模糊积运算,这里采用的是 Zadeh 算子。

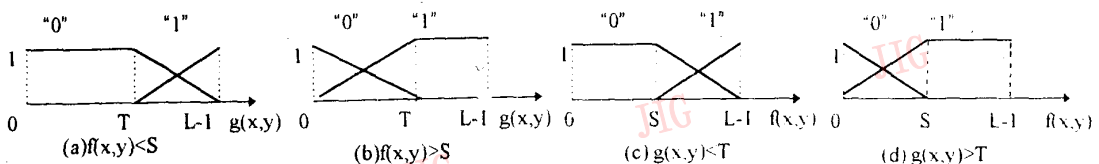
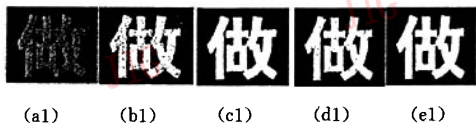


图2 模糊子集的定义

5.2 实验结果及其比较

本文处理的是 256×256 的灰度图象。由于在二

维阈值化时,本文采用的是一种快速算法,使得混合方法在486机上运行的运算时间降低到5s以内。实验结果如下:



(a1) (b1) (c1) (d1) (e1)

(a2) (b2) (c2) (d2) (e2)

图3 实验结果及其比较

图3中,(a1),(a2)分别为加了高斯噪声的汉字图象和刺绣实物图象,(b1),(b2)为二维熵阈值分割的结果,(c1),(c2)为二维ostu法分割结果,(d1),(d2)为与二维熵阈值法混合的模糊聚类结果,(e1),(e2)为与二维ostu法混合的模糊聚类的结果。比较(b)与(d),(c)与(e)可以看出,新方法对噪声的抑制能力大大加强,分割错误明显减少。

由于本文充分利用了灰度信息及其邻域的空间相关信息,且糅合二维快速阈值算法与模糊划分为一体,既避免了大量的运算,实现了快速分割的速度,又达到了二维模糊划分的较为理想的分割效果。此外,该方法还可以推广到彩色变换空间中。本文

针对二维阈值化在图象分割中的精度和FCM在图象分割中的速度问题探索了新的方法,该方法具有快速、可靠、简单等特点。该方法作为图象的一种预处理过程,可有效地应用到计算机视觉等领域中。

参考文献

- 1 Brink A D. Thresholding digit images using two-dimensional entropies, *Pattern Recognition*, 1992, 25(8), 803~808.
- 2 刘健庄,栗文清. 灰度图象的二维 Ostu 自动阈值分割法. *自动化学报*, 1993, 19(1):101~105.
- 3 Chen W T, Wen C H, Yang C W. A fast two-dimensional entropic thresholding algorithm. *Pattern Recognition*, 1994, 27, 885~893.
- 4 Tamura S, Higuchi S, Tanaka K. Pattern classification based on fuzzy relations. *IEEE Trans. Syst., Man Cybern.*, 1971, 1:64~66.
- 5 Ruspini E H. A new approach to clustering. *Inf. Control*, 1969, 15:22~32.
- 6 Dunn J C. A graph theoretic analysis of pattern classification via Tamura's fuzzy relation. *IEEE Trans. Syst., Man Cybern.*, 1974, 4:310~313.
- 7 Bezdek J C. Cluster Validity with fuzzy sets, *J. Cybern.*, 3 1974, 3:58~73.
- 8 龚坚,李立源,陈维南. 二维熵阈值分割的快速算法. *东南大学学报*, 1996, 25(4), 31~36.
- 9 叶秀清,顾伟康,肖强. 快速模糊分割算法. *模式识别与人工智能*, 1996, 9(1):66~70.



王培珍 华东冶金学院自动化系讲师。1992年研究生毕业于安徽大学物理系获硕士学位。目前的主要研究方向为图象处理、模式识别及计算机视觉等。

陈维南 1960年毕业于南京工学院。现任东南大学教授,博士生导师,江苏省自动化学会理事长,目前主要从事计算机视觉,图象处理、智能控制等方面的研究。专著有《计算机控制技术》,已发表论文40余篇。

Image Segmentation Based on Fuzzy Clustering and Two-dimensional Thresholding

Wang Peizhen

Chen Weinan

(East China Institute of Metallurgy, Maanshan 243002) (Southeast University, Nanjing 210018)

Abstract In this paper, a new approach for image segmentation, which was based on fuzzy clustering and fast two-dimensional thresholding, was proposed and implemented. Experimental results show that by using this approach one can obtain better segmentations of the image with low signal to noise in real time. Besides, the function of the membership function has also been discussed.

Keywords Image segmentation, Thresholding, Fuzzy clustering, Membership function