

# 基于投影的 X 光图像分割区域数量判定\*

梁继民 王昌明 殷廷瑞 吕宁

(西安电子科技大学工程学院, 西安 710071)

**摘要** 为了在随身行李 X 光图像中自动地检测和识别低亮度的危险物品, 首先需要将原始图像进行分割, 以得到各个目标的区域. 分割图像既不能过分割, 也不能欠分割. 本文提出了一种基于投影的 X 光图像分割区域数量判定方法, 通过比较分割图像序列在水平和垂直方向投影的相关程度的变化, 确定最佳的图像分割区域数量. 和基于统计有效指数的方法相比, 该方法综合考虑了图像的统计信息和空间分布信息, 不仅所得到的最优分割图像中包含足够的目标信息, 便于后续的目标检测和识别, 而且算法具有较小的计算量.

**关键词** 图像投影; 图像分割; 聚类分析; 统计有效指数

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## 0 引言

图像分割是从图像处理到图像分析的关键步骤, 是进一步完成目标检测、识别和跟踪处理的基础. 图像分割方法的选择与所要解决的具体问题密切相关, 在对大量图像进行处理, 或者对图像进行实时处理的应用中, 往往需要一种全自动的快速分割算法. 我们在随身行李 X 光图像危险品检测的研究中<sup>[1,2]</sup>, 采用了多阈值分割<sup>[3-5]</sup>和聚类<sup>[6-8]</sup>两类图像分割方法, 先将原始图像分割为一定数量的目标区域, 然后进行目标检测和识别. 目前商用的 X 光机主要用于金属刀、枪等在 X 光图像中呈现高亮度影像的危险品的检测, 但新颁布的禁止随身携带的危险品名单中也包括许多低亮度的物品, 比如各种由塑料、木头和玻璃制成的刀, 以及剪刀、冰凿、螺丝刀等. 为了检测这些低亮度的危险品, 要求在进行图像分割时既不能过分割, 防止后续目标检测和识别处理的运算量过大, 也不能欠分割, 导致低亮度目标的丢失.

虽然多阈值分割和聚类是两类广泛使用的图像分割方法, 但都没有自动确定分割图像区域数量的功能. 改进的自动聚类方法 ISODATA 虽能自动确定分割图像的区域数量, 但算法实验结果并不理想. 本文中“区域”是指灰度值满足一定相似性的像素的集合, 对于多阈值分割算法, 分割图像的“区域数”等于阈值个数加 1; 对于聚类分割算法, 分割图像的“区域数”等于聚类类数.

在聚类分析研究中, 统计有效指数 (Statistical Validity Index)<sup>[9]</sup>被广泛用于聚类结果的评价, 也被用于图像分割结果的评价<sup>[7,8]</sup>, 以确定最优的分割区域数量. 但是, 统计有效指数仅仅使用了图像的

统计信息, 实验结果表明基于统计有效指数的估计结果不能满足本文的要求.

本文提出了一种基于图像投影的分割区域数量判定方法, 综合使用图像的统计信息和空间信息, 确定最优的分割区域数量.

## 1 基于有效指数的分割区域数量判定

多阈值分割和聚类是两类有效的图像分割方法, 两类方法都需要事先给定分割的区域数量. 为了确定最优的分割区域数量, 通常在一定的区域数取值范围 $[K_{\min}, K_{\max}]$ 内, 将原始图像分割成一系列区域数不同的分割图像, 然后使用某种评价方法 (主观的或量化的) 确定最优的分割区域数量, 相应地确定最优的分割图像. 在量化的评价方法中, 作为聚类分析评价指标的统计有效指数被广泛用于图像分割结果的评价, 常用的硬聚类有效指数有 Davies-Bouldin 指数 (DB)<sup>[10]</sup>、beta 指数<sup>[6]</sup>、广义 Dunn 指数 (GD)<sup>[8]</sup>等. 这几种指数都属于统计有效指数, 都是利用聚类结果的类内紧密性 (类内距离) 和类间分离性 (类间距离) 来衡量聚类效果, 其差别在于如何定义类内距离和类间距离, 以及如何用这两种距离构造有效指数. 聚类结果的紧密性越好 (类内距离越小)、分离性越好 (类间距离越大), 则有效指数就越大 (Beta 和 GD 指数) 或越小 (DB 指数), DB 指数的最小值或者 Beta 和 GD 指数的最大值对应的区域数量被当作最优的区域数估计.

通过实验发现, 当统计有效指数被用于确定图像分割区域数量时, 其结果往往是选择较小的区域数量作为最优值. 产生这种现象的原因, 主要是由于统计有效指数只利用了各个分割区域的灰度统计信息, 当区域数较少时, 类间距离通常较大, 类间距离对有效指数的影响大大超过了类内距离的影响, 从而较小的区域数量被选作最优值. 由此确定的最优分割图像中的区域数量太少 (欠分割), 原始图像

\*国家自然科学基金 (No. 60372044, No. 60402038) 资助项目  
Tel: 029-88204937 Email: jimleung@mail.xidian.edu.cn  
收稿日期: 2004-02-10

中大量的目标细节信息丢失,不利于后续的目标检测和识别处理.

## 2 基于投影的分割区域数量判定

为了克服统计有效指数的缺点,本文提出了一种新的基于图像投影的分割区域数量判定方法. 图像  $f(x, y)$  沿方向  $\theta$  的投影可以看作  $f(x, y)$  在该方向上的 Radon 变换. Radon 变换的定义为

$$g(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy \quad (0 \leq \theta < \pi, -\rho_{\min} \leq \rho \leq \rho_{\max}) \quad (1)$$

式中  $g(\rho, \theta)$  是图像  $f(x, y)$  沿着与 Y 轴夹角为  $\theta$ 、距图像中心距离为  $\rho$  的直线的一维投影,  $\delta(\cdot)$  为 Dirac delta 函数. 如果固定  $\theta$  值, 令  $\rho$  从  $-\rho_{\min}$  变化到  $\rho_{\max}$ , 可以得到图像沿  $\theta$  方向的投影曲线, 表示为

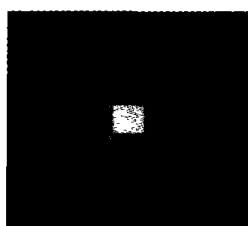
$$P(\theta) = g(\rho, \theta) \quad (-\rho_{\min} \leq \rho \leq \rho_{\max}) \quad (2)$$

Radon 变换保持了原始图像的空间信息, 并具有旋转和尺度不变性, 而且由于积分作用, Radon 变换对噪声有一定的抑制作用. 图像的投影曲线在一定程度上反映原始图像的空间信息, 并具有 Radon 变换的其它性质. 本文利用图像投影的这种特性来确定图像分割的最优区域数量.

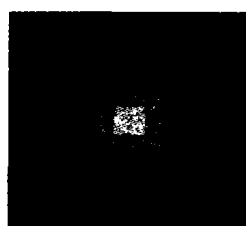
使用多阈值分割或聚类方法对原始图像  $f(x, y)$  进行分割, 得到具有  $K$  级灰度的分割图像  $s(x, y)$ ,  $K$  为分割图像的区域数; 对于多阈值分割方法,  $K$  等于阈值个数加 1; 对于聚类方法,  $K$  等于聚类类数. 对于某一给定的分割算法, 本文提出的确定最优分割区域数量的算法步骤如下:

1) 初始化: 给定初始区域数  $K_0$ , 对原始图像  $f(x, y)$  进行分割, 得到分割图像  $s_0(x, y)$ . 计算  $s_0(x, y)$  沿垂直和水平方向的投影, 分别表示为  $P_{y_0} = P_0(0)$ ,  $P_{x_0} = P_0(\pi/2)$ ; 2) 分割: 增加分割区域数  $K_i = K_{i-1} + 1$ , 分割  $f(x, y)$ , 得到分割图像  $s_i(x, y)$ ; 3) 投影: 计算  $s_i(x, y)$  在垂直和水平方向的投影, 得到  $P_{y_i}$  和  $P_{x_i}$ ; 4) 相关判定: 令  $R_{y_i}$  为  $P_{y_i}$  与  $P_{y_{i-1}}$  的相关系数,  $R_{x_i}$  为  $P_{x_i}$  与  $P_{x_{i-1}}$  的相关系数, 给定两个门限  $\varepsilon_1 > 0$  和  $\varepsilon_2 > 0$ , 如果以下条件同时满足

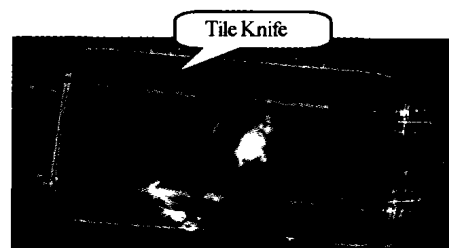
$$\begin{aligned} R_{y_i} > \varepsilon_1, R_{x_i} > \varepsilon_1, |R_{y_i} - R_{y_{i-1}}| < \varepsilon_2, \\ |R_{x_i} - R_{x_{i-1}}| < \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (3)$$



(a) Synthetic image 1



(b) Synthetic image 2



(c) X-ray image 4

图 2 原始图像

Fig. 2 Original images

转步骤 5, 否则转步骤 2; 5) 算法终止: 选择  $K_i$  为最优分割区域数量, 相应地  $s_i(x, y)$  为最优分割图像.

将以上算法称为“投影相关法”, 其基本思想是用图像投影作为图像(空间和统计)信息的一种表征, 利用投影曲线的相关性变化来检测分割图像中信息的变化, 随着分割区域数量的增加, 当分割图像中的信息不再显著增加时(公式 3), 停止增加分割区域数量, 并以终止点为最优分割区域数量. 由此确定的最优分割图像包含足够的细节信息, 既不欠分割(区域过少, 细节信息严重丢失), 也不过分割(区域过多, 而细节信息并没有明显增加).

投影相关算法蕴涵的一个前提条件是分割图像中的细节信息随着分割区域的增加而增加. 对于大多数分割算法, 这个假设应该是合理的. 使用文献[11]中提出的图像质量评价指标, 我们可以验证这个假设. 图 1 为分别使用两种多阈值分割方法(Reddi 方法<sup>[3]</sup>和 Wang 方法<sup>[4]</sup>)和 K 均值聚类分割方法对灰度 Lena 图像进行分割, 得到的图像质量评价指标与分割区域数之间的关系曲线, 表明了分割图像包含的细节信息随分割区域数量的增加而增加.

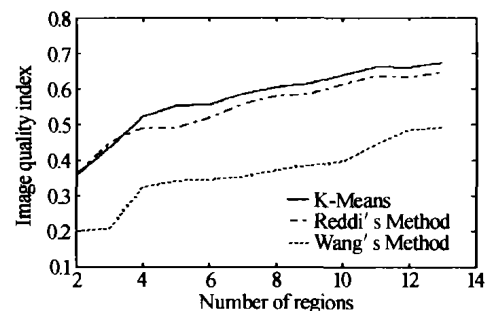


图 1 分割图像质量指数与分割区域数的关系

Fig. 1 Relationship between the segmented image quality index and the number of regions

## 3 算法实验与分析

使用 2 幅合成图像、3 幅自然光图像(lena、house 和 peppers)和 4 幅 X 光图像, 对本文提出的基于投影的分割区域数量判定算法和 3 种基于统计有效指数(DB 指数<sup>[10]</sup>、beta 指数<sup>[6]</sup>和 GD 指数<sup>[8]</sup>)的判定算法进行了比较. 图 2 中给出了 2 幅合成图像和 1 幅 X 光图像的原始图像. 合成图像 1 由 8 个环形区域组成, 每个区域内像素的灰度值相同; 合成图

像 2 在合成图像 1 上叠加了高斯噪声;4 幅 X 光图像都是随身行李箱的图像,其中夹带有低可见度的威胁物品,其中 X 光图像 4 中藏有一把地板砖做的刀子,如图 2(c)。

对以上 9 幅原始图像,分别采用两种多阈值分割算法( Reddi 方法<sup>[3]</sup>和 Wang 方法<sup>[4]</sup>)和 K 均值聚类方法进行分割. 对合成图像 1,取最大分割区域数  $K_{\max} = 8$ ;对于合成图像 2,取  $K_{\max} = 10$ ;对其它图

像,取  $K_{\max} = 13$ ;对所有图像,最小分割区域数  $K_{\min} = 2$ . 表 1 和表 2 分别给出了使用统计有效指数和本文提出的投影相关算法所确定的最优分割区域数量,表中标有“\*”的数据项是对应分割方法所能分割出的最大区域数,或者是限定的最大区域数  $K_{\max}$ . 实验中,式(3)中,  $\varepsilon_1 = 0.99$ ,  $\varepsilon_2 = 0.05$  改变这两个值,可以控制在最优分割图像中所期望的细节信息的多少.

表 1 统计有效指数方法确定的最优分割区域数量

	DB 指数			Beta 指数			GD 指数		
	K 均值	Reddi	Wang	K 均值	Reddi	Wang	K 均值	Reddi	Wang
合成图像 1	8*	6*	7*	2	2	2	8*	2	7*
合成图像 2	8	10*	7	2	2	2	2	2	2
House 图像	2	2	2	2	2	2	3	2	2
Lena 图像	5	5	2	2	2	2	4	3	2
Peppers 图像	3	3	10	2	2	2	2	2	2
X 光图像 1	2	2	2	2	2	2	3	3	2
X 光图像 2	2	2	13*	2	2	8	3	2	2
X 光图像 3	2	2	9*	2	2	5	3	3	2
X 光图像 4	2	2	2	2	2	2	2	2	2

表 2 本文投影相关算法确定的最优分割区域数量

	K 均值	Reddi	Wang
合成图像 1	8*	6*	6
合成图像 2	4	4	5
House 图像	5	6	7
Lena 图像	7	7	6
Peppers 图像	6	5	5
X 光图像 1	6	6	5
X 光图像 2	7	7	4
X 光图像 3	7	7	4
X 光图像 4	6	6	6

由表 1 可以看到,除了 DB 指数对两幅合成图像的最优分割区域数给出了近似合理的判定,其它情况下,三种统计有效指数判定的最优区域数大多为 2(欠分割,对应最小分割区域数)或者最大分割区域数(过分割),表 1 中数值为 2 和标有“\*”的项

共有 64 项,比例为 79%. 表 2 是本文提出的投影相关法判定的最优分割区域数量. 因为这里的最优值与具体应用和主观评价都有关系,为了和有效指数方法进行对比,图 3 给出了由统计有效指数确定的 X 光图像 4 的最优分割图像(图 3(a),2 个区域)、由投影相关算法确定的最优分割图像(图 3(b),6 个区域)和有 10 个区域的分割图像(图 3(c)),分割方法是 K 均值聚类方法. 可以看到,在图 3(a)中大部分行李箱内部物品的细节信息都丢失了,因此进一步的低亮度的危险品检测难以进行;在图 3(b)中,地板砖做的刀子被完整地分割出来;图 3(c)比图 3(b)包含更多的细节信息,但增加的这些图像细节是箱内的衣物、枕头等织物产生的,对于刀械的检测没有作用,通过调整公式(3)中的参数  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ ,

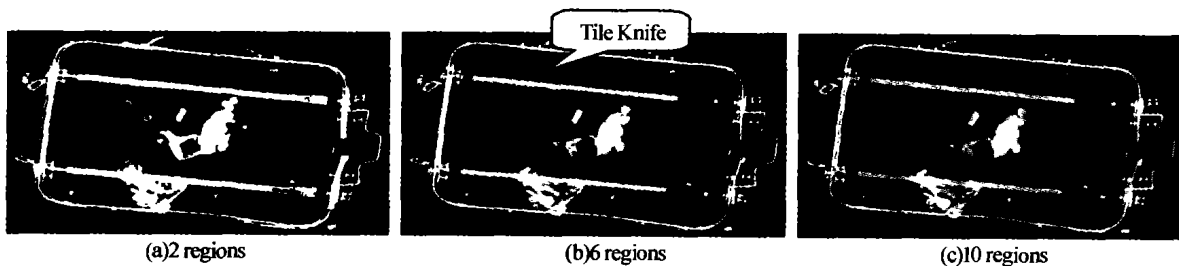


图 3 X 光图像 4 的不同分割区域数的分割图像

Fig. 3 The segmented image of x-ray image 4 with different number of regions

可以控制分割图像中这类细节信息的多少.

以上分析结果表明本文提出的投影相关算法的有效性,其判定的最优分割图像包含有足够的图像细节信息,既不欠分割,也不过分割. 对其它 8 幅图像,也有类似的结论.

投影相关算法的计算量相对于有效指数方法也

大大降低. 有效指数方法需要在给定的区域数范围内,按每个可能的区域数值对原始图像进行分割,然后计算相应的有效指数;而本文算法在找到最优区域数值后就停止对原始图像继续分割,因而减少了图像分割计算量,尤其是减少了耗时的大区域数值的分割计算.

## 4 结论

本文提出了一种基于图像投影的分割区域数量判定方法,利用综合反映图像统计和空间信息的投影曲线的相关变化,确定最优的分割区域数量,所得到的最优分割图像包含足够的空间细节信息,既不欠分割,也不过分割,便于后续的目标检测和识别.

本文算法可完成单个分割算法的最优区域数量判定.对于多种不同的分割算法,由于不同分割算法所使用的图像信息不同,会得到不同的最优分割图像,如何从中选择全局最优的分割图像,有待进一步研究.

致谢:感谢美国田纳西大学图像、机器人和智能系统实验室(IRIS Lab)为本文提供了 X 光行李图像,本文初期的研究工作是2002年在该实验室中进行的.

### 参考文献

- 1 Liang J, Abidi B, Abidi M. Automatic x-ray image segmentation for threat detection. in: Jiao L, Selvaraj H, Verma B, et al., eds. 5th International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, Xi'an, 2003. 396 ~ 401
- 2 Abidi B, Liang J, Mitckes M, et al. Improving the detection of low-density weapons in x-ray luggage scans using image enhancement and novel scene-decluttering techniques.

- 3 Reddi S S, Rudin S F, Keshavan H R. An optimal multiple threshold scheme for image segmentation. *IEEE Trans On Systems, Man, and Cybernetics*, 1984, 14(4):661 ~ 665
- 4 Wang S, Haralick R M. Automatic multithreshold selection. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1984, 25(1):46 ~ 67
- 5 Strouthopoulos C, Papamarkos N. Multithresholding of mixed-type documents. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2000, 13(3):323 ~ 343
- 6 Coleman G B, Andrews H C. Image segmentation by clustering. *Proceedings of IEEE*, 1979, 67(5):773 ~ 785
- 7 Bensaid A M, Hall L O, Bezdec J C, et al. Validity-guided (re) clustering with applications to image segmentation. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 1996, 4(2):112 ~ 123
- 8 Bezdek J C, Pal N R. Some new indexes of cluster validity. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, 1998, 28(3):301 ~ 315
- 9 Jain A K, Dubes R C. Algorithms for Clustering Data. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1988
- 10 Davies D L, Bouldin D W. A cluster separation measure. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, 1(2):224 ~ 227
- 11 Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(3):81 ~ 84

## Determining the Number of Regions for X-ray Image Segmentation by Using Image Projection

Liang Jimin, Wang Changming, Yin Tingrui, Lü Ning

School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071

Received date:2004-02-10

**Abstract** Automatic detection of low intensity threat objects in the x-ray image of carry-on luggage requires firstly segmenting the x-ray image into a number of object regions. The segmented image should contain sufficient objects, neither over segmented nor less segmented. In general, the optimal number of regions is not known in advance. The widely used statistical validity index methods can not give satisfactory estimation of the optimal number of regions because they do not consider the spatial information of the image. A novel method for determining the optimal number of image segmentation regions by using image projection is proposed. The new method uses the correlation between both the horizontal and vertical projections of consecutive segmented images to determine the optimal region number in the segmented image. Its advantage over the statistical validity index methods is that it utilizes both the statistical and spatial information of the image. Experiment results show that the proposed method produces segmented image with sufficient object information and has low computational requirement.

**Keywords** Image projection; Image segmentation; Data clustering; Statistical validity index



**Liang Jimin** received the B. S. in 1992, M. S. in 1995 and Ph. D. in 2000 from Xidian University, all majored in electrical engineering. He joined the Xidian University in 1995, where he is currently an associate professor in the School of Electronic Engineering. In the year of 2002, he was a research associate professor at the Electrical and Computer Engineering Department, University of Tennessee, Knoxville, USA. His research interests are information fusion, computer vision and pattern recognition.