

基于边缘信息的分开合并图象分割方法

尹平 王润生

(国防科技大学 ATR 国家实验室, 长沙 410073)

摘要 图象分割是目标识别和图象理解的关键的第一步处理。分开合并方法是一种有效的、实用的图象分割方法。本文提出了基于边缘信息实现分开合并方法, 它利用边缘信息解决了自适应确定最佳初始层和在分开、合并过程中度量图象块属性一致性的问题。基于边缘信息的分开合并方法改进了图象分割质量, 缩短了处理时间, 分割复杂图象的实验结果是令人满意的。

关键词 分开合并, 图象分割, 四分树结构, 边缘, 一致性度量

1 引言

图象分割是图象处理、分析的一项基本内容, 又常常是目标识别和图象理解关键的一步。它是将一幅 $N \times N$ 阵列的图象划分成若干个互不交叠区域的过程。每个区域指具有一致的“有意义”属性的像元集, 是一种方便解释图象的中层符号描述。相邻区域之间属性有明显差异, 形成了区域的边界。图象分割主要有以下几类处理方法: 一是从全图出发, 通过属性空间集群, 判断每个像元的类别归属, 最后形成区域; 二是从像元出发, 把相邻的, 具有一致属性的像元聚集为区域; 三是先人为地把图象划分为若干规则块, 以后按属性一致的准则, 反复分开属性不一致的图象块、合并具有一致属性的相邻图象块, 直至形成一张区域图, 这就是分开合并方法的基本思想^[1]。由于第3类方法能充分组合利用图象的全局与局部信息和四分树这种层次式数据结构等优点, 因此为图象领域的人们所关注。

在分开合并方法分割图象过程中, 确定图象块的初始划分和选择图象块属性的一致性度量方法是2个很重要的问题^[2]。目前, 图象块的初始划分常常或是固定的或是人为规定的。实际上, 每幅图象应当存在一个适合它的初始块的最佳划分, 因此有必要自适应地确定图象块的初始划分。对于图象块的一致性度量, 现有文献中常常采用利用灰度或灰度统

计特性的方法^[1,3,4]。用灰度的方法比较简单但效果不很好, 用灰度统计特性的方法效果比较好, 但计算量大, 影响处理速度, 因此也有必要探求更有效的度量图象块属性一致性的方法。我们注意到, 图象中的边缘信息更明确地反映了图象的灰度变化, 是一个重要信息源。因此, 我们提出了利用图象边缘信息自适应地确定图象的最佳初始划分和度量图象块属性的一致性。与其它分割方法相比较, 它改进了图象分割质量, 缩短了处理时间, 用它分割不同类型的图象, 都取得了满意的结果。

2 基于边缘信息的分开合并图象分割

2.1 最佳初始层的确定

四分树结构是图象的一种数据结构表示, 树根代表图象本身, 树叶是图象的像元, 树根和树叶之间有若干层。相邻2层中, 每个上层节点和其下层的4个节点相对应, 这就形成了一种层次式的数据结构。图1给出了一幅图象的四分树表示。

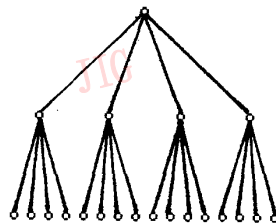


图1 图象的四分树表示

在分开合并方法中,确定图象块的初始划分,就是从四分树中选择某一层作为初始层,该层图象的划分就是图象块的初始划分。显然,每幅图象的特性是不相同的。对于区域数目少、区域面积大的图象,初始层应选在四分树的高层上;对于区域数目多、区域面积小的图象,初始层应选在四分树的低层上。因此,不同图象应当有不同的最佳的初始层,采用固定初始层或人为规定初始层是不合适的。那么,如何自动地确定任意一幅图象的最佳初始层呢?这应当有一个搜索过程,而且在搜索过程中,应当有一个简单、快捷的方法去估计哪一层最适合开始作图象分割。

我们知道,在不考虑噪声的影响下,如果一幅图象是有较小面积的多区域图象,其边缘密度将较大,对这样的图象,初始层的图象块应小一些;如果是有较大面积的少区域图象,则其边缘密度小,对这样的图象,初始层的图象块应大一些。因此四分树每一层各图象块的边缘密度,可以作为搜索最佳初始层的估计度量。图象块的边缘密度定义为图象块内的边缘数与图象块面积的比。

确定一幅 $2^L \times 2^L$ 图象的最佳初始层的方法是:首先建立该图象的四分树表示,最顶层为第1层,最底层为第 L 层,第 l 层有 2^{L-l} 块规则划分的图象块;然后用梯度算子检测图象的边缘;最后从四分树的顶层开始,从上至下,用每一层各图象块的边缘密度信息逐层搜索最佳初始层,对于第 l 层图象,分别计算该层每个图象块的边缘密度,当每个图象块的边缘密度均小于一给定的门限时,认为该层可以作为最佳初始层,过程结束;否则认为该层不是最佳初始层,到下一层继续搜索、判断。

我们发现门限在 $(0.25, 0.5)$ 之间时是比较合适的。这种利用边缘密度作最佳初始层的估计度量,搜索计算比较简洁。

2.2 基于边缘信息的一致性度量

边缘是图象灰度变化的一种表示。当选用合适的边缘门限后,同一区域内存在的边缘受到抑制,而处于不同区域间的边缘获得增强。为讨论方便起见,我们将取门限后的边缘仍称为边缘,并在此基础上考虑由它作一致性度量。在不考虑噪声的情况下,如果一个图象块内的像是属于不同区域的,这个图象块内必定存在着较多的相应的边缘,这意味着这个图象块应该被分开;另一方面,如果一个图象块内的像是属于同一区域的,这个图象块内不应存

在多的边缘,这意味着相邻的、具有这样性质的图象块是应该被合并的。显然,在分开、合并过程中,用边缘的存在与否作为度量图象块属性的一致性是一条好途径。

在分开、合并过程中,我们可以直接利用 2.1 节中的边缘图来度量图象块属性的一致性。为了便于快速实现,我们建立了基于一个边缘四分树的图象块属性的一致性度量。

用 T_g 表示图象的四分树, T_e 表示该图象边缘四分树。 T_e 与 T_g 具有相同的层数, 2 个树的节点块是一一对应的。在 T_g 中, 如果某一图象块内不存在边缘, 与这个图象块对应的 T_e 中的节点记为 0, 否则记为 1。 T_e 实质是一个二值四分树, 给出了 T_g 中各个图象块是否具有一致性属性的判断。如果 T_g 中的图象块对应于 T_e 中的节点为 1, 那么这个图象块属性不一致, 存在着不同的区域, 应该把这个图象块分开; 如果 T_g 中的图象块对应于 T_e 中的节点为 0, 那么这个图象块属性一致, 图象块内的像元属于同一区域, 这个图象块不应分开。

应用于分开、合并过程的具体步骤是: (1) 建立 T_g ; (2) 用梯度算子检测图象边缘, 并选择合适的门限, 增强处于不同区域间的边缘, 抑制同一区域内的边缘, 并抑制噪声的影响; (3) 建立对应于门限后的边缘图的 T_e ; (4) 合并时, 当 T_g 中某层属于上一层同一图象块的 4 个图象块对应于 T_e 中的 4 个节点都为 0, 那么, 这 4 个图象块具有一致性属性, 把它们合并, 在几次迭代后, 适用于更大的图象块; (5) 分开时, 当 T_g 中某层的某一图象块对应于 T_e 的节点为 1, 那么, 这个图象块内的像元属性不一致, 将其永久地分开为下一层属于该图象块的 4 个子图象块, 如果分出的图象块仍不具有 consistency 属性, 还可以再分下去, 直到所有新的图象块都具有 consistency 属性或到四分树的叶子为止。

为了更有效地抑制噪声和图象细节对边缘的影响, 还可以考虑利用图象的灰度信息辅助度量图象块属性的一致性。例如将图象块中极大与极小灰度之差与允许偏差的比较, 以提高度量图象块属性一致性的准确度。

2.3 对梯度运算的考虑

提取边缘信息的方法有很多, 通常采用的方法是进行梯度运算。在基于边缘信息的分开合并方法中, 考虑的是边缘的统计信息和是否存在边缘, 对有关边缘的详细信息如边缘的方向、位置等并无要求,

因此,对梯度运算的要求并不高,只要能够检测出图象中对应区域的边缘就可以了。在实验中我们用了简单的 Sobel 算子。当然,还需要确定一个合适的门限值以去除噪声的影响。

3 基于边缘信息的分开合并方法的性能评估

定义图象为 I , 尺寸为 $2^L \times 2^L$ 。图象内的区域集为 \mathcal{R} , 区域总面积为 A , 其中有 K 个区域, 第 k 个区域 $R(k) \in \mathcal{R}, k=1, 2, \dots, K$ 。将分割后的图象记为 $r(i, j)$,

$$r(i, j) = \begin{cases} 0, & (i, j) \notin \mathcal{R} \\ 1, & (i, j) \in \mathcal{R} \end{cases}$$

将分割后的区域边界记为 $e(i, j)$ 。在 4 邻域情况下, 分割后的每个区域边界可以近似认为由若干个水平和垂直方向彼此连接的线段而形成。为此 $e(i, j)$ 可以定义为:

$$e(i, j) = \bigcup_{c=1}^{M1} h(c, i, j) + \bigcup_{l=1}^{M2} v(l, i, j)$$

其中 $h(c, i, j) = r(i, j)$ 为第 c 个水平线段, 其端点参数为 $(H1(c), H2(c)), c=1, \dots, M1$; $v(l, i, j) = r(i, j)$ 为第 l 个垂直线段, 其端点参数为 $(V1(l), V2(l)), l=1, \dots, M2$ 。

分割出的区域图与正确的分割之间可能存在 3 种类型的误差: 错分(分割后的图象增添了新的区域), 漏分(分割后的图象丢失了应该有的区域), 边界偏离误差(分割后的区域边界偏离实际区域边界量)。这些误差来源于噪声和分割方法的性能。我们现给出评估分割方法性能的参数定义。

错分率 FS 为: $FS = \frac{1}{A} \sum_{(i,j) \notin \mathcal{R}} r(i, j)$

漏分率 PS 为:

$$PS = \frac{1}{A} \sum_{k=1}^K \left\{ \sum_{(i,j) \in R(k)} [1 - r(i, j)] \right\}$$

边界偏离误差 NLE 为:

$$NLE = \frac{1}{S} \left\{ \sum_{c=1}^{M1} \sum_{j=H1(c)}^{H2(c)} \min_{|n| \leq 1} [H(n, h(c, i, j+n))] + \sum_{l=1}^{M2} \sum_{i=V1(l)}^{V2(l)} \min_{|m| \leq 1} [H(m, v(l, i+m, j))] \right\}$$

式中

$$H[h, h(c, i, j+n)] = \begin{cases} |n|, & h(c, i, j+n) = 1 \\ 2, & h(c, i, j+n) = 0 \end{cases}$$

$$H[m, v(l, i+m, j)] = \begin{cases} |m|, & v(l, i+m, j) = 1 \\ 2, & v(l, i+m, j) = 0 \end{cases}$$

其中 S 为区域边界的像元数, m, n 分别为偏离中心的整参数值。可以看出, 这个适应 4 邻域的公式也可以方便地扩展到 8 邻域定义下的边界。

分割方法的性能可用上面 3 类相互独立的误差的加权和来评估。定义误差的加权和 APM 为:

$$APM = \alpha \cdot FS + \beta \cdot PS + \gamma \cdot NLE$$

其中 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 。因为 FS, PS 和 NLE 都在 0 和 1 之间, 所以 APM 的值也在 0 和 1 之间, 并且 APM 的值越小, 分割方法的性能越好。 α, β, γ 的相对大小表示各类误差在整体度量时的相对重要性。

利用这些类型误差可以评估各种分割方法的性能。我们将提出的基于边缘信息的分开合并方法和另外 3 个分割方法作比较, 其中有 2 个是用不同的一致性准则的分开合并方法, 另一个是 KSW 熵方法^[5]。2 个分开合并方法的准则分别是极大与极小灰度之差与允许偏差的比较和 F 检验。为了便于说明, 我们用 SM-E, SM-G 和 SM-F 符号分别代表基于边缘信息的、以极大与极小灰度之差与允许偏差比较的以及以 F 检验作一致性准则的各分开合并方法。

由于目前还没有标准图象的正确分割结果供参照, 我们只能使用句法综合图象来评估分割方法的性能。图 2(a) 是一幅句法综合图象, 产生的方法是: 先在灰度为 190 的均匀背景上分别生成灰度为 150 和 5 的 2 个方形区域, 其位置是已知的; 再加入标准偏差为 20 的高斯白噪声。我们用上面的 4 种分割方法分割图 2(a)。SM-E 方法的分割结果示于图 2(b) (Sobel 算子的门限为 180), 用 SM-G 方法的分割结果示于图 2(c) (允许偏差为 30), 用 SM-F 方法的分割结果示于图 2(d) (C_e 为 0.3), KSW 熵方法的分割结果示于图 2(e)。表 1 列出了这些结果的各单项误差以及取 $\alpha=0.35, \beta=0.35, \gamma=0.3$ 时的 APM 值。表中数字表明, SM-E 方法的性能优于另外 3 种方法。这个结果与直接观察结果是一致的。

表 1 4 种图象分割方法性能的定量比较

	SM-E	SM-G	SM-F	KSW 熵
FS	0.000 7	0.098 7	0.070 0	0.717 2
PS	0.001 4	0.034 7	0.004 6	0.006 0
NLE	0.074 6	0.186 6	0.097 0	0.063 4
APM	0.023 1	0.102 7	0.055 2	0.272 1

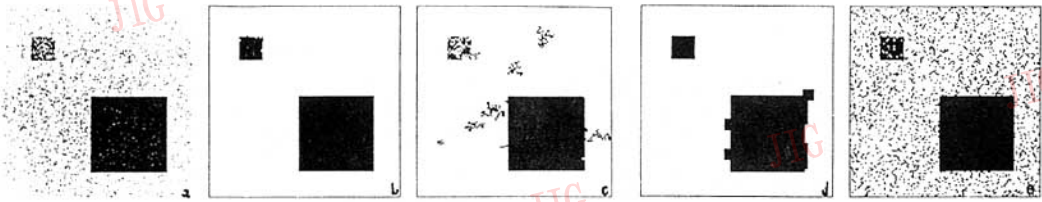


图 2 (a)原始图象; (b), (c), (d), (e)分别是 SM-E, SM-G, SM-F 和 KSW 熵方法的分割结果

为了检验所提分割方法的实用性,我们取一些不同类型的复杂图象作分割实验。图 3 和图 4 是其中的 2 幅图象及其分割结果。图 3(a)和图 4(a)分别是自然景物图象和遥感图象,它们的尺寸都是 256×256 ,图 3(b)和图 4(b)分别是分割结果,图中的白色像元表示的是区域的边缘。表 2 列出了自动确定的最佳初始层,它们分别是第 2 层和第 6 层。为了证实

实验结果的正确性,我们从各原始图象的四分树的第 1 层开始,逐层作为初始层分割图象,记录分割图象所需的时间,见表 3。表 3 中有下划线的表示图象在该层具有最佳处理时间,我们看到图 3 在第 2 层有最佳处理时间 24 秒,图 4 在第 6 层有最佳处理时间 60 秒。这个结果和表 2 的结果是一致的。



(a) 原始图象



(b) 分割结果

图 3



(a) 原始图象



(b) 分割结果

图 4

表 2 基于边缘信息确定的最佳初始层

图象	最佳初始层	像元块尺寸
图 3	2	64×64
图 4	6	4×4

表 3 不同初始层需要的处理时间

初始层	1	2	3	4	5	6	7
图象块尺寸	128×128	64×64	32×32	16×16	8×8	4×4	2×2
处理时间(s)	图 3 30	<u>24</u>	26	27	29	32	49
	图 4 79	75	<u>71</u>	67	63	<u>60</u>	75

4 结 论

本文提出了基于边缘信息的分开合并分割图象方法。它利用边缘信息自适应地确定了分开、合并的最佳初始层,以及度量图象块属性的一致性。由于针对不同的图象可以自适应地确定最佳初始层且比较准确地度量图象块属性的一致性,因此,它不仅改进了分割质量,而且也缩短了处理时间,实验结果是令人满意的。如何自动选择分割参数和如何利用统计理论作决策是使该方法能够获得更通用、更完美的分割结果的重要问题,也是我们下一步要研究的内容。



尹 平 1994年获国防科技大学硕士学位,现为该校的博士研究生,主要研究方向是图象分析与理解。



王润生 现为国防科技大学电子工程学院教授,信号与信息处理专业博士生导师,中国图象图形学会常务理事,中国电子学会高级会员,享受政府特殊津贴。主要从事图象分析与理解、模式识别和信息融合等方面的科学研究与教学工作。

参 考 文 献

- 1 Pavlidis T. Structural pattern recognition. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1977.
- 2 王润生. 图象理解. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995.
- 3 Laprade R, Doherty M. Split-and-merge segmentation using an F test criterion. Image understanding and man-machine interface, 1987, 758:74~79.
- 4 Chen S Y, Lin W C, Chen C T. Split-and-merge image segmentation based on localized feature analysis and statistical tests, 1991, GMIP 53:457~475.
- 5 Kapur J, Sahoo P, Wang A. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. 1985 CVGIP29, 273~285.

A Split-and-Merge Image Segmentation Method Based on Edge Information

Yin Ping, Wang Runsheng

(National ATR Lib., National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Image segmentation is the key step in object recognition and image understanding. Split-and-merge is an efficient and practical method to segment an image. The Split-and-merge method based on edge information is presented. The edge information is used both to adaptively determine the beginning layer which is optimum, and to measure the consistence of image blocks during merging and splitting. By using the method the segmentation quality is improved, the processing time is decreased, and the satisfied experiment result is obtained in segmentating some sophisticated images.

Keywords Split-and-merge, Image segmentation, Quadtree, Edge, Consistence