

# 基于尺度空间理论的多门限化技术\*

陆军 王润生

(国防科技大学 ATR 重点实验室 长沙 410073)

**摘要** 本文基于尺度空间理论提出了两种多门限化方法:第一种新方法先由精到粗求直方图在不同尺度下的表征,再由粗到精校正定位,最后由生命期长短来确定门限;第二种方法首先在一粗尺度上找特征结构,再由粗到精“聚焦”到最精尺度上获取门限。两方法克服了以往一般门限法的若干缺陷,不仅定位准确,而且普适性强。实验证明新方法是令人满意的。

**关键词** 图像分割, 尺度空间, 多门限化

**分类号** TN94

## Methods of Muti-thresholding Based on Scale Space Theory

Lu Jun Wang Runsheng

(ATR Lab, NUDT, Changsha, 410073)

**Abstract** Based on scale space theory, two methods for muti-thresholding are put forth in this paper. One of them consists of three main steps: first, the scale space representations are derived from finer level to coarser level; then, the locations of structures are corrected from coarser level to finer level; finally, the thresholds are derived from the lifetime of structures. The other method finds the structures at a coarser scale, and then focus on finest scale step by step to derive the thresholds. Experiments show that new ways are effective and robust.

**Key words** image segmentation, scale space, muti-thresholding

图像分割常常是图像理解中关键的第一步,直方图门限法是其中一种实用性强的图像分割方法。较早的峰谷门限法对于目标和背景明显分离的简单图像,分割效果较好,但对自然图像或含噪声的图像则无能为力。Kapur<sup>[1]</sup>等提出的最大熵门限法、Li和Lee<sup>[2]</sup>提出的最小互熵门限法等方法都基于最优化理论,并假定图像的直方图为某种特定的模型,所以对于不满足这种假设的图像,往往会产生错误的分割。另外,当试图把这些二值化方法推广为多值化方法时,一般要进行联合穷举搜索,以致计算量增大,妨碍了实际应用。

尺度空间理论给我们带来了解决问题的新思路。把直方图放在尺度空间中来研究,当观察尺度较大时,只表现出直方图的主要分布特性,而细小的特征结构消失了。那么可在大的观察尺度上利用峰谷法来确定门限。但由于大的尺度平滑会导致直方图的特征结构点(谷点)偏离实际位置—即所谓的“漂移”<sup>[4]</sup>,这样确定的门限还是不准确。本文中,我们分别用由精到粗的“虚化”思想及由粗到精的“聚焦”思想来解决“漂移”问题。

## 1 尺度空间基本概念

尺度空间是一个用来控制观察尺度或表征图像数据多尺度自然特性的框架;信号的尺度空间表征是信号的特征结构集合并包含有一个连续的尺度参量(即观察尺度)。关于尺度空间理论的因果性、连续尺度空间核、连续尺度空间表征等概念详见文献[3~5]。现给出离散尺度空间表征定义:设 $f: Z \rightarrow Z$ 为任意平方可和信号,其尺度空间表征 $I: Z \times R_0^+ \rightarrow R$ 定义为:

\* 1999年1月11日收稿  
第一作者:陆军,男,1970年生,博士生

$$I(n, t) = H(n, t) * f = \sum_{l=-}^{+} h(l, t)f(n - l) \tag{1}$$

其中  $I(n, 0) = f, t \in R_{0+}, H(n, t)$  是离散尺度空间核, 一般为高斯分布函数。

## 2 第一种尺度空间门限法

### 2.1 算法思路

定义 1 (特征结构元): 直方图的一个特征结构元指一个局部极小值对应灰度(特征结构元中心位置)和其相邻两个局部极大值对应灰度(特征结构元限定范围)所组成集合。

分析特征结构元在尺度空间中的变化规律: 当尺度变化步长足够小时, 相邻两层间特征结构元“漂移”极小。通过相邻两层之间校正, 就可得到各尺度层特征结构元间的对应关系。

不妨把直方图在某尺度下的特征结构元所组成的集合称为特征结构子集。让尺度参量以足够小的步长从精到粗渐增, 得到各尺度下特征结构子集序列  $\{\Phi_0, \Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m\}$ , 其中子集  $\Phi_0$  是  $I(n, 0)$  的特征结构子集, 称为初始子集, 它包含  $I(n, 0)$  中的所有特征结构元; 子集  $\Phi_m$  是  $I(n, t_m)$  的特征结构子集, 定义为终止子集。从粗到精, 利用下一层的(较小尺度)特征子集来校正相邻上一层(较大尺度)特征子集, 直到各子集中所有元素在初始子集  $\Phi_0$  中有唯一的对应元素。校正完成后, 存在如下包含关系:

$$\Phi_{t_0} \supseteq \Phi_{t_1} \supseteq \Phi_{t_2} \supseteq \dots \supseteq \Phi_{t_m} \tag{2}$$

其中  $\Phi_{t_0} = \Phi_0, \Phi_{t_k}$  对应  $\Phi_k$  校正后结果 ( $k = 1, 2, 3 \dots m$ )。引出生命期概念如下:

定义 2 (生命期): 尺度空间中, 直方图的特征结构元数随尺度增加减少。那么每一个特征结构元在尺度由 0 至 8 的变化过程中, 会在某个尺度上消失。这个消失尺度值就是该特征结构元的生命期。

显然,  $\Phi_0$  中各特征结构元存在生命期: 对应于直方图中精细结构的特征结构元生命期短, 对应于直方图一般趋势的特征结构元生命期长。由生命期的长短形成了一个层次树, 而这个层次树实际上对应着原始图像的一个有层次的分割。

### 2.2 算法实现步骤

由前面的分析, 整个算法主要分为以下几步: 产生尺度空间表征、得到特征结构子集、校正、求特征结构元生命期、由生命期取分割门限。

(1) 产生尺度空间表征 式(1)可由如下形式近似:

$$I(n, t) = \sum_{l=N+1}^{N-1} h(l, t)f(n - l) \quad n \in Z, t > 0 \tag{3}$$

这里,  $N$  为足够大的正整数,  $f(n)$  为原始直方图,  $I(n, t)$  为尺度为  $t$  时表征。

(2) 求特征结构子集 先由峰谷法找到直方图各表征的局部极值, 再组成特征结构子集  $\Phi_k, (k = 0, 1, 2 \dots m)$

(3) 校正 校正在相邻两个特征结构子集  $\Phi_k, \Phi_{(k+1)}$  ( $k = 0, 1, 2 \dots m - 1$ ) 之间进行。例如, 由  $\Phi_{(m-1)}$  来校正  $\Phi_m$ : 对  $\Phi_m$  中各元素在  $\Phi_{(m-1)}$  中找中心位置最接近的特征结构元。找到对应元后, 由找到的元素替换  $\Phi_m$  中相应元素。直至  $\Phi_m$  中每个元素都被替换。由于每一极小值点有两个相邻极大值点限制其范围, 所以替换完后的  $\Phi_{t_m}$  不会有二个相同的元素。校正从粗到精进行, 从终止子集  $\Phi_m$  开始, 至初始子集  $\Phi_0$  结束, 循环进行, 直到满足式(2)为止。

(4) 计算生命期 我们取  $\Phi_{t_0}$  中某元素在特征子集序列  $\{\Phi_0, \Phi_{t_1}, \Phi_{t_2}, \dots, \Phi_{t_m}\}$  中出现的次数与尺度增加步长  $\Delta t$  乘积作为此元素在尺度空间中生命期的度量。

(5) 对生命期模糊聚类 如果某特征结构元生命期远大于其它值, 且其它值都很小, 则取该结构元中心值为唯一的分割门限; 否则将得到多个门限值: 对最大生命期以外的其它值建立模糊相似关系, 设  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$  为待分类全体,  $U$  中元素对应初始子集  $\Phi_0$  中各特征结构元的生命期。由  $u_i$  与  $u_j$  间相似关系组成  $n \times n$  的模糊相似关系矩阵  $R$ ; 求其传递闭包  $\hat{R}$ , 由  $\hat{R}$  的  $\lambda$ -截集得分类结果。

### 3 第二种尺度空间门限法

#### 3.1 算法思路

第二种尺度空间门限法的基本思路是从由粗到精的“聚焦”思想出发来考虑问题: 先找一粗尺度下表征的特征结构子集, 再将此子集“聚焦”到原始直方图上得到分割门限。

尽管两种尺度空间门限法的运行机制相反, 但只要分割门限数相同, 它们的分割结果是完全相同的。第二种尺度空间门限法只在初始尺度下对整个直方图进行卷积运算, 在“聚焦”过程中, 卷积运算只在个别特征结构元限定的范围内进行。随着尺度减小, 限定范围越来越小。整个“聚焦”过程计算量只相当于初始卷积的计算量。可见第二种尺度空间门限法的计算量极小。而且它不必计算生命期, 不用保留多的中间变量, 占用系统资源更少。

尽管第二种尺度空间门限法带来了诸多便利, 但初始尺度选择是一个尚未圆满解决的问题。而且初始尺度选择很关键, 它决定了分割门限的个数。过大的初始尺度使分割太粗略, 过小的初始尺度又使分割太琐碎。最好结合具体应用来适当选择初始尺度。

#### 3.2 算法实现步骤

(1) 取初始尺度: 初始尺度是按“尝试-判定”原则来选取的。在实验过程中我们发现直方图中细节的生命期一般限定在 5 以下, 最显著特征的生命期一般在 10~30 之间。那么一般可选初始尺度为 6~9。如果只需粗略分割图, 可选偏大一点的值, 否则选小值。

(2) 找最初特征结构子集: 由前法求初始尺度表征的特征结构子集。

(3) 聚焦: 按步长  $\Delta = 1$  减小尺度, 在粗尺度特征结构子集各元素限定范围内找精尺度下对应的特征结构子集。重复此过程至原始直方图。取最后特征结构子集中各元素的中心位置为分割门限。

### 4 实验结果

对 4 个合成直方图进行仿真实验:

4 个形态各异的合成直方图分别如图 1 中的(a)、(b)、(c)、(d) 所示, 其真实门限值称为实际值。分别用 Kapur 法<sup>[1]</sup>、Li&Lee 法<sup>[2]</sup>、Pal 法<sup>[6]</sup>对上述合成直方图进行处理, 分割结果在表 1 中给出。Kapur 法只对直方图 1 分割效果好; Pal 法只对直方图 3 分割效果好; Li&Lee 法只对直方图 2 分割效果好; 很明显, 本文提出的两种新办法给出了最好的结果。

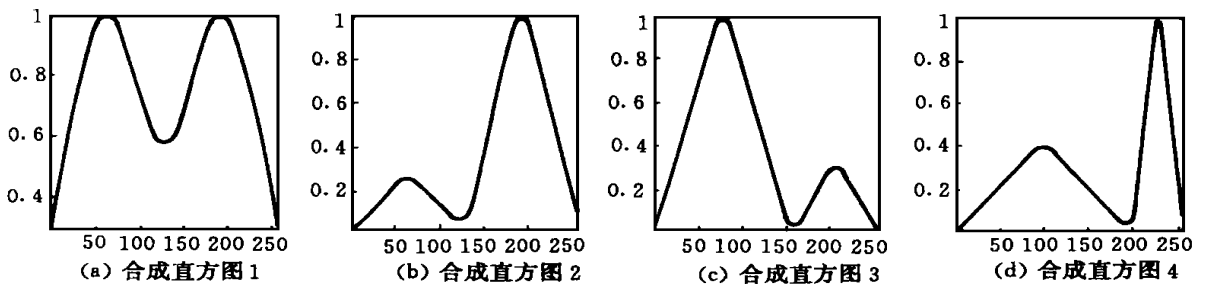


图 1 四个合成直方图

Fig. 1 Four synthetic histograms

表 1 四个合成直方图实验结果

Table 1 Experiment results for the four synthetic histograms

	实际值	Kapur 法	Li&Lee 法	Pal 法	尺度空间法 1	尺度空间法 2
合成直方图 1	129	127	109	115	129	129
合成直方图 2	121	141	115	96	121	121
合成直方图 3	158	129	111	155	158	158
合成直方图 4	193	119	141	158	193	193

由两种尺度空间门限法处理自然灰度图像 Lena 图和 House 图,两种新方法都取得了同样的结果。4 门限将 256 个灰度级的 Lena 图分为只含有 5 种值的结果图(结果由 5 值灰度图表示,以对比于原灰度图),结果图中相互连通而且值相同的像素集就是最后的分割区域。House 图及其分割结果如图 2 的 (c)、(d) 及表 2 所示,对 House 图得到 3 个分割门限,我们把结果由 4 值灰度图表示,效果令人满意。

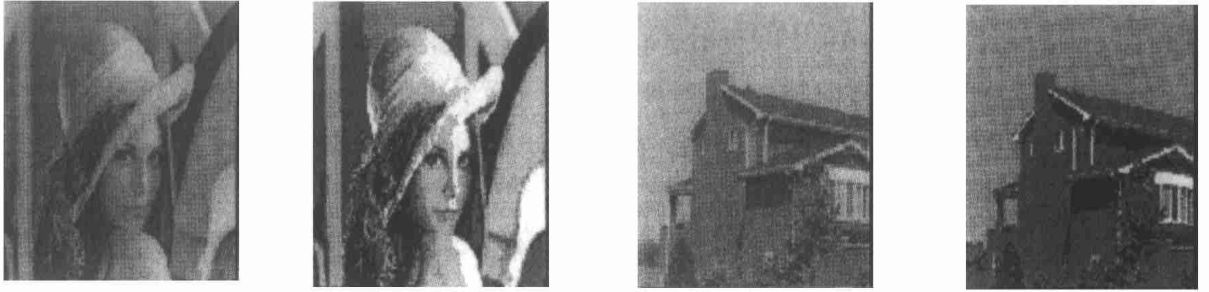


图 2 处理自然灰度图像结果

Fig. 2 Experiment results for real gray-level pictures

表 2 自然灰度图分割结果

Table 2 Experiment results for two real gray-level pictures

	尺度空间法 1	尺度空间法 2
Lena 灰度图分割门限	70, 118, 136, 186	70, 118, 136, 186
House 灰度图分割门限	90, 168, 213	90, 168, 213

## 5 小结

本文基于尺度空间理论提出了两种新的门限化方法。新方法不必对图像的直方图作先验的假设,具有分割准确、普适性强等优点,而且算法复杂度小,特别是第二种方法效率极高。另外,新方法是处理一维直方图的全局门限法。Pal 为利用图像的局部结构信息,提出了基于共生矩阵的二维门限法,它们是一维门限法的直接推广。本文提出的方法也可以进行类似的推广,并有望得到更好的分割结果。

## 参考文献

- 1 Kapur J, Sahoo P. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. CVGIP, 1985, 29: 273 ~ 285
- 2 Li H C, Lee C K. Minimum Cross entropy thresholding. PR, 1993, 26(4): 617 ~ 625
- 3 Koenderink J J, Van Doorn A J. Dynamic shape. Biol. Cybern, 1988, 58: 159 ~ 162
- 4 Witkin A P. Scale space filtering. In Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1983: 1019 ~ 1023
- 5 Lindeberg T. Scale space for discrete signals. IEEE-PAMI, 1990, 12: 234 ~ 254
- 6 Pal N R. On Minimum cross-entropy thresholding. PR, 1996, 29(4): 575 ~ 580