

文章编号:1001-9081(2011)08-02210-04

doi:10.3724/SP.J.1087.2011.02210

两种二维交叉熵阈值法等价性证明及快速实现

张新明,李振云,郑延斌

(河南师范大学 计算机与信息技术学院,河南 新乡 453007)

(xinmingzhang@126.com)

摘要:二维直方图斜分最大类间交叉熵阈值(TOSMICE)法和二维交叉熵直线型阈值(TMCELT)法是两种有效的分割方法,且都是二维交叉熵阈值法,为了考查二者分割结果是否相同,提出对两种二维交叉熵阈值法的等价性探讨。首先分析两种二维交叉熵阈值法:虽然名称不同但经过证明其分割原理相同,然后对两种选取公式进行推导得到一种最简阈值选取公式,从而证明了二者的等价性,随之提出基于最简公式的一般递推算法,最后将二维直方图分布特性与这种算法有机结合得到新型快速的递推算法。实验结果表明,两种方法获取的阈值相等,分割结果相同,并且与当前二维直方图斜分递推算法相比,所提出的新型递推算法速度更快。

关键词:图像分割;阈值化;二维直方图斜分;最大交叉熵

中图分类号: TN911.73; TP391.413 **文献标志码:**A

Equivalent proof of two 2-D cross entropy thresholding methods and their fast implementation

ZHANG Xin-ming, LI Zhen-yun, ZHENG Yan-bin

(College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang Henan 453007, China)

Abstract: The method of two-dimensional oblique segmentation maximum inter-class cross entropy (TOSMICE) and the method of two-dimensional maximum cross entropy linear type (TMCELT) are effective cross entropy thresholding methods. To compare their segmentation results, the equivalence about them was discussed in this paper. First the two methods were analyzed: with different names, the cardinal segmentation principles were proved alike; then the formulae were deduced to obtain a simplest formula, the equivalence of two methods was proved, and its recurring algorithm of the formula based on 2-D histogram oblique segmentation was inferred; finally the features of 2-D histogram and the algorithm were combined to get a novel recurring algorithm. The experimental results show that there are equal thresholds in the two methods and that the proposed recurring algorithm's speed is much faster than that of the current method based on 2-D oblique segmentation.

Key words: image segmentation; thresholding; two-dimensional histogram oblique segmentation; maximum cross entropy

图像分割是图像分析、理解和计算机视觉中的难点。目前图像分割方法有多种,主要分为四类:阈值分割法、边缘检测法、区域分割法和基于特定理论的分割方法^[1]。边缘检测法是利用不同区域间像素灰度不连续的特点检测出区域的边缘,从而实现图像分割,其难点在于抗噪性与检测精度的矛盾;区域分割的实质是把具有某种相似性质的像素连通,从而构成最终的分割区域,其缺点易造成过分割。阈值分割法因其简单、计算量小、性能较稳定而成为图像分割中应用最广泛的分割技术。常用的阈值法有最大类间方差法(Otsu方法)、最大熵法、最小交叉熵方法等^[2-4]。交叉熵描述了两个概率分布的差异性程度,将分割前后图像中像素特征矢量的概率分布分别表征,Li等人^[3]利用一维最小交叉熵准则来选择阈值,使原始图和分割图之间的信息量差异最小,获得成功。一维直方图虽然处理速度快,但不能反映图像的局部空间信息,当图像受到噪声干扰、光照不均匀等因素影响时,难以获得满意的分割效果,甚至产生分割错误。因此,梅蓉等人^[5]将一维最小交叉熵法推广到二维情况,为了避免该方法大量计算时间消耗,文中采用遗传算法来近似优化最小交叉熵分割准则,但速度仍然相当慢。乔静等^[6]提出了二维直方图直分最大类间散度阈值分割法,该方法是从样本分类间分离性程度角度导出二维最大

类间交叉熵,而且推出了快速递推算法,提高了分割速度。但这些基于二维直方图选取阈值的算法几乎都在计算时仅考虑二维直方图中分别对应于目标内部和背景内部的两个沿对角线的矩形区域。由于这些基于区域直分的阈值选取方法及其快速算法在计算过程中采取了一定的近似,使得分割结果不一定准确。Zhang等人^[7]将递推算法与智能全局优化算法相结合运用到二维阈值化算法中,克服了这种近似计算,而且大大提高了运算速度,但使用全局优化算法也会带来诸如优化算法的参数设置等问题。吴一全等人^[8]提出了一种二维直方图区域斜分法,即计算阈值时考虑了所有区域,并采用与主对角线垂直的斜线按灰度级与邻域平均灰度级之和的大小进行阈值分割,然后导出了基于二维直方图区域斜分阈值选取的公式及其快速递推算法,并将这种方法运用于二维Otsu法,获得了成功,尤其是分割时间大幅度下降。张新明等人^[9]将二维直方图区域斜分原理成功运用到最大类间交叉熵阈值法中,提出了一种基于二维直方图斜分最大类间交叉熵(Two-dimensional Oblique Segmentation Maximum Inter-class Cross Entropy, TOSMICE)的图像分割方法。范九伦等人^[10]在解释和说明一维交叉熵方法的基础之上,与二维Otsu直线型阈值分割方法相对应,提出了二维交叉熵直线型(Two-dimensional Maximum

收稿日期:2011-01-24;修回日期:2011-03-07。

基金项目:河南省重点科技攻关项目(092102210017; 102102210180);河南省教育厅科技攻关项目(2008B520021)。

作者简介:张新明(1963-),男,湖北孝感人,副教授,主要研究方向:数字图像处理、智能优化、模式识别; 李振云(1988-),女,河南林县人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理; 郑延斌(1964-),男,河南内乡人,教授,博士,主要研究方向:图形图像、虚拟现实、人工智能。

Cross Entropy Linear Type, TMCELT) 阈值方法,该方法也舍弃了近似假设,获得较好的分割效果。那么 TMCELT 阈值法和 TOSMICE 阈值法到底有何关系?二者分割的结果是否相同?二者是否能统一?二者分割速度是否能够提高?因此,本文对这两种二维交叉熵阈值法的等价性进行分析和探讨,并利用二维直方图的特性推导出新型快速的递推算法来进一步降低计算复杂度,以便得到一个统一和快速的二维直方图斜分交叉熵阈值分割方法。

1 两种二维交叉熵阈值分割方法

设 $f(x,y)$ ($1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N$) 是一幅大小为 $M \times N$ 的图像。在每个像素点处计算 $K \times K$ 邻域的平均灰度值,得到一幅平滑的图像 $g(x,y)$,二者灰度级都为 $0, 1, \dots, L$ 。其中 L 一般取 255, K 为邻域宽度(取大于 1 的奇数)。 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 组成的二元组 (i,j) 在图像和其邻域平滑图像中出现的概率为: $p(i,j) = r(i,j)/(M \times N)$; $i, j = 0, 1, \dots, L$; $r(i,j)$ 是 (i,j) 出现的频数,显然 $0 \leq p(i,j) \leq 1$ 且 $\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j) = 1$ 。以上得到的二维直方图如图 1 所示,它是一个 256×256 的矩阵。

二维直方图直分(简称直分法)^[6] 假设阈值向量 (t,s) 将二维直方图分成 4 个区域,如图 1 所示。对于背景或目标内部的像素而言,其灰度值与邻域灰度值是相似的,而对于目标和背景边缘处的像素,其灰度值与邻域灰度值有很大的不同,所以区域 1 和 2 代表目标或背景,区域 3 和 4 表示边缘点和噪声。由于边缘点和噪声点占少数,在传统的二维阈值法中都假设二维直方图中远离主对角线的分量近似为 0,即 $p(i,j) \approx 0$ ($t < i < L, 0 \leq j \leq s$) 和 ($0 \leq i \leq t, s < j < L$)。这种假设忽略了边界区域的信息,使得分割不够准确。

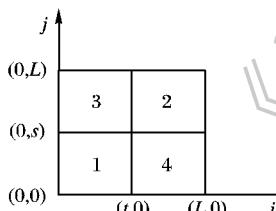


图 1 直分二维直方图

二维直方图斜分(简称斜分法)^[8] 采用与主对角线垂直的一条斜线 $j = -i + T$ ($g = -f + T$, T 为阈值, $0 < T \leq 2L$) 将直方图分成两个区域 1 区和 2 区,分别代表目标和背景两个类如图 2 所示。按图像灰度级与邻域平均灰度级之和的大小对图像进行分割。

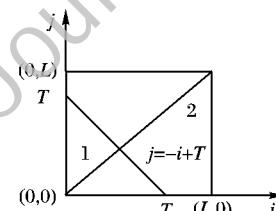


图 2 斜分二维直方图

从上面的定义可以看出直分法和斜分法的主要区别:
1) 分区不同。斜分法将直方图分成两个部分 1 区和 2 区,所以在计算 2 区的某个量时,它是这个量的总量减去 1 区相应的量,因此在计算阈值时无需像传统的直分法要将 3 区和 4 区相应的量近似为 0。2) 分割方式不同。斜分法的分割方式按两个灰度级之和进行分割,而直分法中用阈值向量中每个量同时对 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 进行分割。3) 搜索空间不同。直分法是在二维搜索空间 $(L+1) \times (L+1)$ 中寻找最佳阈值向量 $(t^*,$

$s^*)$;而斜分法是在一维搜索空间 $2L+1$ 中寻找最佳阈值 T^* ,所以,由斜分法导出的二维阈值法计算复杂度大大降低。对于图 2,令

$$p_1 = \sum_{(i,j) \in 1} p(i,j), p_2 = \sum_{(i,j) \in 2} p(i,j) \quad (1)$$

$$U_1 = \sum_{(i,j) \in 1} ip(i,j), U_2 = \sum_{(i,j) \in 2} ip(i,j) \quad (2)$$

$$V_1 = \sum_{(i,j) \in 1} jp(i,j), V_2 = \sum_{(i,j) \in 2} jp(i,j) \quad (3)$$

$$U_T = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L ip(i,j), V_T = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L jp(i,j) \quad (4)$$

其中: $(i,j) \in 1$ 表示 (i,j) 坐标点属于图 2 中的 1 区, $(i,j) \in 2$ 表示 (i,j) 坐标点属于图 2 中的 2 区, 二维直方图上总的均值向量为: $\mathbf{u}_T = (u_{T,1}, u_{T,2})^T = (U_T, V_T)^T$ 。

1.1 二维直方图斜分最大类间交叉熵阈值法

TOSMICE 阈值法^[9] 描述如下: 在图 2 中斜线 $j = -i + T$ 分成的两个区域 1 和 2, 分别表示目标和背景, 目标和背景出现的概率分别为: $p_1(T) = p_1, p_2(T) = p_2$, 且满足 $p_1(T) + p_2(T) = 1$ 。

两类对应的均值向量为:

$$\mathbf{u}_1(T) = (u_{1,1}(T), u_{1,2}(T))^T = [U_1(T)/p_1(T), V_1(T)/p_1(T)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{u}_2(T) = (u_{2,1}(T), u_{2,2}(T))^T = [U_2(T)/p_2(T), V_2(T)/p_2(T)]^T \quad (6)$$

其中: $U_1(T) = U_1, U_2(T) = U_2, V_1(T) = V_1, V_2(T) = V_2$, 且 $\begin{cases} U_1(T) + U_2(T) = u_{T,1} \\ V_1(T) + V_2(T) = u_{T,2} \end{cases}$ (7)

那么类间交叉熵为:

$$I(T) = U_1(T) \ln(u_{1,1}(T)/u_{T,1}) + V_1(T) \ln(u_{1,2}(T)/u_{T,2}) + U_2(T) \ln(u_{2,1}(T)/u_{T,1}) + V_2(T) \ln(u_{2,2}(T)/u_{T,2}) \quad (8)$$

那么所获得的最佳阈值就是:

$$T^* = \arg \max_{0 \leq T \leq 2L} I(T) \quad (9)$$

设分割后的图像为 f_s , 图像灰度仅取 0 和 255 两个值, 依据二维直方图斜分的定义, 规定如下分割:

$$f_s = \begin{cases} 0, & f(x,y) + g(x,y) \leq T^* \\ 255, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

1.2 二维交叉熵直线型阈值法

TMCELT 阈值法^[10] 的定义如下: 如果 (t,s) 是选取的阈值点, 作过 (t,s) 且垂直于对角线的直线将二维区域分成两个区域 1 和 2, 分别表示目标和背景, 如图 3 所示, 目标和背景出现的概率分别为: $p_1(t,s) = p_1, p_2(t,s) = p_2$, 且 $p_1(t,s) + p_2(t,s) = 1$ 。

两类对应的均值向量为:

$$\mathbf{u}_1(t,s) = (u_{1,1}(t,s), u_{1,2}(t,s))^T = [U_1(t,s)/p_1(t,s), V_1(t,s)/p_1(t,s)]^T \quad (11)$$

$$\mathbf{u}_2(t,s) = (u_{2,1}(t,s), u_{2,2}(t,s))^T = [U_2(t,s)/p_2(t,s), V_2(t,s)/p_2(t,s)]^T \quad (12)$$

其中:

$$U_1(t,s) = U_1, U_2(t,s) = U_2, \text{且 } U_1(t,s) + U_2(t,s) = u_{T,1} \quad (13)$$

$$V_1(t,s) = V_1, V_2(t,s) = V_2, \text{且 } V_1(t,s) + V_2(t,s) = u_{T,2} \quad (14)$$

二维交叉熵定义为:

$$C(t,s) = p_1(t,s)[u_{1,1}(t,s) \ln u_{1,1}(t,s) + u_{1,2}(t,s) \ln u_{1,2}(t,s)] + p_2(t,s)[u_{2,1}(t,s) \ln u_{2,1}(t,s) + u_{2,2}(t,s) \ln u_{2,2}(t,s)] \quad (15)$$

最佳阈值向量是:

$$(t^*, s^*) = \arg \max_{0 \leq t, s \leq L} C(t,s) \quad (16)$$

规定如下分割:

$$f_s = \begin{cases} 0, & f(x,y) + g(x,y) \leq t^* + s^* \\ 255, & \text{其他} \end{cases} \quad (17)$$

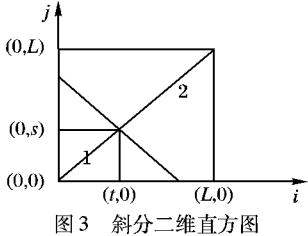


图 3 斜分二维直方图

2 两种二维交叉熵阈值法等价性证明

从以上描述看:TOSMICE 阈值法与TMCELT 阈值法有如下异同:1)都将二维直方图按垂直与主对角线的斜线划分,只是标识不同,前者采用一维坐标,后者采用二维坐标,但都是 $2L+1$ 的标识空间;2)分割方式都按图像灰度级与邻域平均灰度级之和的大小对图像进行分割,但前者与 T^* 比较见式(10),后者与 $t^* + s^*$ 比较见式(17);3)阈值选取公式不同分别见式(8)和(15)。下面就这3点进行探讨。

首先,从文献[10]的分析可以看出:在TMCELT 阈值法中,垂直于对角线的斜线是用 (t,s) 来标识的,并且限定 $s=t$ 或 $s=t+1$,即 (t,s) 可能的取值为: $(0,0),(0,1),(1,1),\dots,(L,L)$ 共有 $2L+1$ 对坐标或共有 $2L+1$ 条斜线。如果改用一维坐标 T 来表示(吴一全表示法^[8]),并且保证 $T=t+s$,即 T 的取值: $0,1,\dots,2L$,那么,式(10)与式(17)相同,即分割方式相同,且式(15)变成如式(18):

$$\begin{aligned} C(T) = & p_1(T)[u_{1,1}(T)\ln u_{1,1}(T) + u_{1,2}(T)\ln u_{1,2}(T)] + \\ & p_2(T)[u_{2,1}(T)\ln u_{2,1}(T) + u_{2,2}(T)\ln u_{2,2}(T)] \end{aligned} \quad (18)$$

从以上的叙述发现,文献[10]提出的直线型阈值分割方法与文献[8]提出的二维直方图斜分阈值分割方法从原理上是相同的,只是垂直于主对角线的线段标识不同,前者用限定的二维坐标 (t,s) 标注,后者用一维坐标 T 表示。

然后,对两种阈值选取公式进行推导。TOSMICE 分割法阈值选取公式(8)推导如下:

$$\begin{aligned} I(T) = & U_1(T)\ln(u_{1,1}(T)/u_{T,1}) + V_1(T)\ln(u_{1,2}(T)/u_{T,2}) + \\ & U_2(T)\ln(u_{2,1}(T)/u_{T,1}) + V_2(T)\ln(u_{2,2}(T)/u_{T,2}) = \\ & U_1(T)\ln u_{1,1}(T) - U_1(T)\ln u_{T,1} + V_1(T)\ln u_{1,2}(T) - \\ & V_1(T)\ln u_{T,2} + U_2(T)\ln u_{2,1}(T) - U_2(T)\ln u_{T,1} + \\ & V_2(T)\ln u_{2,2}(T) - V_2(T)\ln u_{T,2} = U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + \\ & V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + V_2(T)\ln u_{2,2}(T) - \\ & (U_1(T) + U_2(T))\ln u_{T,1} - (V_1(T) + V_2(T))\ln u_{T,2} = \\ & U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + \\ & V_2(T)\ln u_{2,2}(T) - u_{T,1}\ln u_{T,1} - u_{T,2}\ln u_{T,2} \end{aligned}$$

因为对于同一幅图像, $u_{T,1}$ 和 $u_{T,2}$ 是固定的,那么 $u_{T,1}\ln u_{T,1}$ 和 $u_{T,2}\ln u_{T,2}$ 也是固定的,所以,式(9)为:

$$\begin{aligned} T^* = & \arg \max_{0 \leq T \leq 2L} I(T) = \arg \max_{0 \leq T \leq 2L} (U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + \\ & V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + \\ & V_2(T)\ln u_{2,2}(T) - u_{T,1}\ln u_{T,1} - u_{T,2}\ln u_{T,2}) = \\ & \arg \max_{0 \leq T \leq 2L} (U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + \\ & U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + V_2(T)\ln u_{2,2}(T)) \end{aligned}$$

此时

$$I(T) = U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + V_2(T)\ln u_{2,2}(T) \quad (19)$$

TMCELT 分割法阈值选取式(18)推导过程如下:

$$C(T) = p_1(T)[u_{1,1}(T)\ln u_{1,1}(T) + u_{1,2}(T)\ln u_{1,2}(T)] +$$

$$\begin{aligned} & p_2(T)[u_{2,1}(T)\ln u_{2,1}(T) + u_{2,2}(T)\ln u_{2,2}(T)] = \\ & U_1(T)\ln u_{1,1}(T) + V_1(T)\ln u_{1,2}(T) + \\ & U_2(T)\ln u_{2,1}(T) + V_2(T)\ln u_{2,2}(T) \end{aligned} \quad (20)$$

由式(19)~(20)可知: $I(T) = C(T)$, 所以两种方法获得的阈值相等,如此证明了二者的等价性,并将式(20)称为二者阈值选取公式的最简式。

最后,由于二者的等价性,所以将两种方法统一为:二维直方图斜分最大交叉熵(Two-dimensional Oblique Segmentation Maximum Cross Entropy, TOSMCE) 阈值法,并把式(18)作为二者统一后的阈值选取公式,分割方式采用式(10)。

3 新型快速的二维交叉熵递推算法

为了方便起见,本文以最简式(20)作为新型算法的目标函数,从式(20)可以看出,计算 $C(T)$ 只需要计算 $p_1(T)$ 、 $U_1(T)$ 、 $V_1(T)$ 、 $u_{T,1}$ 和 $u_{T,2}$ 。对于同一幅图像, $u_{T,1}$ 和 $u_{T,2}$ 是固定的,所以对于每一个阈值 T ,如果每次计算 $C(T)$ 都重新从 $(0,0)$ 点开始逐点累加计算 $p_1(T)$ 、 $U_1(T)$ 和 $V_1(T)$,势必造成大量的重复计算,计算复杂度都为 $O(L^2)$,而共有 $2L$ 个阈值 T ,从而使总的计算复杂度达到 $O(L^3)$ 。 T 的取值越接近 L , $C(T)$ 的计算时间也越长。其实只要分别利用前面得到的 $p_1(T-1)$ 、 $U_1(T-1)$ 和 $V_1(T-1)$,再加上直线段 $j=-i+T$ 上各点相应的值之和即可,所以为了提高算法的运算速度,本文给出上述基于二维直方图区域斜分的交叉熵阈值选取方法的一般递推算法,大大消除了重复计算,减少了运算量。与文献[8]不同,此算法不管在1区还是2区都一直使用 $p_1(T)$ 、 $U_1(T)$ 和 $V_1(T)$ 递推,没有对 $p_2(T)$ 、 $U_2(T)$ 和 $V_2(T)$ 进行递推,方便编程。算法描述如下。

- 1) 当 $T=0$ 时, $p_1(0)=p(0,0)$, $U_1(0)=0$ 和 $V_1(0)=0$ 。
- 2) 当 $0 < T \leq L$ 时,

$$p_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} p(i,j) = p_1(T-1) + \sum_{i=0}^T p(i,T-i) \quad (21)$$

$$U_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} ip(i,j) = U_1(T-1) + \sum_{i=0}^T ip(i,T-i) \quad (22)$$

$$V_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} jp(i,j) = V_1(T-1) + \sum_{i=0}^T (T-i)p(i,T-i) \quad (23)$$

- 3) 当 $L < T \leq 2L$ 时,

$$p_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} p(i,j) = p_1(T-1) + \sum_{i=T-L}^L p(i,T-i) \quad (24)$$

$$U_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} ip(i,j) = U_1(T-1) + \sum_{i=T-L}^T ip(i,T-i) \quad (25)$$

$$V_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} jp(i,j) = V_1(T-1) + \sum_{i=T-L}^T (T-i)p(i,T-i) \quad (26)$$

为了更进一步提高上面一般递推算法的速度,结合二维直方图概率分布特点,再提出了两点改进。

分析二维直方图,得到如下特性。1) 二维直方图中,零元素较多,2) 沿着主对角线存在灰度概率分布,而远离主对角线其概率多数为零。利用这些特点对上面的递推算法进行修改。1) 利用第1)特性当 $p(i,j)=0$ 时, $p_1(T)$ 、 $U_1(T)$ 和 $V_1(T)$ 递推算法无需进行加法和乘法运算,这样大大减少了无效的运算,加快了分割速度。2) 在以上递推算法中, T 是从0到 $2L$ 递推的,需要递推 $2L+1$ 次;但往往待分割的图像和其邻域图像的实际灰度级别数小于256,需要递推次数小于 $2L+1$ 次。

1,所以,为了更进一步减少时间,先确定 T 的取值范围,令 T_{\min} 和 T_{\max} 分别是 T 的下界和上界。在这里是以 $p_1(T)$ 不等于零和1来确定上界和下界,因为如 $p_1(T)$ 为1, $p_2(T)$ 为零;当 $p_1(T)$ 或 $p_2(T)$ 为零时,式(20)无意义。这种确定上下界的过程也相当简单和快捷,利用第2个特点从直方图的主对角线始端开始向末端推进,当垂直于对角线的直线上有一个点的 $p(i,j)$ 不等于0时,就确定下界 T_{\min} ,而从直方图的主对角线末端开始向始端推进,当垂直于对角线的直线上有一个点的 $p(i,j)$ 不等于0时,就确定上界 T_{\max} 。然后,在上面算法中,递推算法不是从0开始,而是从 T_{\min} 开始,结束不是在 $2L$,而是在 T_{\max} 。因为 $T_{\max} - T_{\min} + 1 \leq 2L + 1$,这样减少了总递推次数。

4 仿真实验及分析结果

为了验证TMCELT阈值法^[10]和TOSMICE阈值法^[9]的等价性和本文提出的TOSMCE快速算法的有效性,用其分割两幅图片,并将其分割的结果与二维直方图斜分的Otsu(Two-dimensional Oblique Segmentation Otsu, TOSOTSU)方法^[8]和一维最大交叉熵法(One-dimensional Maximum Cross Entropy, OMCE)方法进行比较。算法采用Matlab 6.5实现,在AMD Athlon 64 X2主频为2.7 GHz的CPU和内存为2 GB DDR RAM的机器上运行。这两幅图片原图、对应的一维直方图如

图4(a)、图4(b)、图5(a)和图5(b)所示。表1是每幅图片的参数值(大小和搜索范围如表1第2列到第3列所示,以及叠加噪声的情况见第5列)和四种分割方法获取的阈值。

从表1可以看出:1)TMCELT方法和TOSMICE方法获取的阈值相等,这也证明了二者具有等价性。因为TMCELT方法和TOSMICE方法分割结果相同,所以下面的讨论只用TOSMCE阈值法。2)TOSMCE、TOSOTSU和OMCE三种方法所获取的关键阈值(Key thresholds)(为了方便比较,定义关键阈值概念,两种二维阈值法TOSMCE和TOSOTSU的关键阈值是它们阈值二分之一取整数见表1)的情况,TOSOTSU方法获取的阈值最大,其次是OMCE方法,获取最小的关键阈值是TOSMCE。TOSMCE、TOSOTSU和OMCE三种方法分割结果如图4和图5中的(c)、(d)和(e)所示。从分割结果看,TOSOTSU方法,分割效果较差,如图4(d)和图5(d)所示。图4(a)是航拍图像,其直方图是单峰,近似高斯分布,该图像中目标和背景方差较大,TOSOTSU方法一般难以达到理想的分割,不能有效地将目标和背景区分开来,TOSMCE方法取得了较好的效果,将河流与背景有效地分割开来。对于图5瓶子图片,不管是OMCE方法还是TOSMCE方法分割效果优于TOSOTSU方法的分割效果,但TOSMCE方法的抗噪性高于OMCE方法见图5(c)和(e)。

表1 图片参数和不同分割方法获取的阈值

测试图像	图像参数				不同方法获取的阈值		关键阈值			
	大小	T 的取值范围	非零数	加噪情况	TOSOTSU	TOSMICE	TMCELT	OMCE	TOSOTSU	TOSMCE
航拍图像	512×512	0~507	18306	无噪声	237	104	104	112	129	52
瓶子图像	341×498	0~509	21624	高斯(1%)	204	100	100	50	102	50

表2列出了三种二维交叉熵阈值选取递推算法和一维交叉熵阈值法在分割两幅图片时所花费的时间,第2到第4列是运行相应算法1000次与最后一列运行文献[6]的直分法100次的平均分割耗时,从这些分割耗时来看,采用文献[8]二维斜分递推算法的两幅图片平均运行时间为0.0303 s,而本文提出的二维斜分快速算法是0.0099 s,本文提出的算法运行时间大大少于文献[6]的直分法,不到文献[8]的二维斜分递推算法三分之一,这是因为:1)目标函数 $C(T)$ 在直分递推算法中运行 $(L+1) \times (L+1)$ 次,而在一般斜分算法的递推算法中运行 $2L$ 次,而在本文的快速算法中运算的次数少于 $2L$,因为新型快速递推算法采用了确定上下界来缩小搜索空间。2)计算 $p_1(T)$ 、 $U_1(T)$ 和 $V_1(T)$ 中的求和运算与 $U_1(T)$ 和 $V_1(T)$ 中的乘法运算在文献[8]的递推算法中都需要 $(L+1) \times (L+1)$ 次,而在本文的快速递推算法中,不管是加法,还是乘法运算仅仅是二维直方图的非零次数见表1的第4列,小于 $(L+1) \times (L+1)$,是它的三分之一左右。从以上分析可以看出:在本文提出的快速算法中,目标函数运行次数、加法和乘法运算次数都最少,所以分割时间最少。总之,

本文提出的快速算法是有效的。

表2 不同算法运行时间对比

测试图像	文献[8]算法	本文算法	OMCE	文献[6]算法
航拍图像	0.0303	0.0098	0.0011	0.3609
瓶子图像	0.0302	0.0100	0.0009	0.3625
平均耗时	0.0303	0.0099	0.0010	0.3617

5 结语

二维直方图斜分最大类间交叉熵阈值法和二维交叉熵直线型阈值法是两种有效的二维交叉熵阈值分割方法,在一定程度上弥补了Otsu法的不足。虽然推导过程不同,但二者似乎有联系,本文做了有益的探讨:二者分割的基本原理相同,通过对选取公式的推导发现具有相同的最简公式,从而证明了二者的等价性。通过最简公式构造一般斜分法的递推算法,并将二维直方图的特性与这种算法有机结合得到一种新型快速递推算法更进一步提高了分割速度,这种算法可以推广到其他二维直方图斜分的阈值分割方法中。

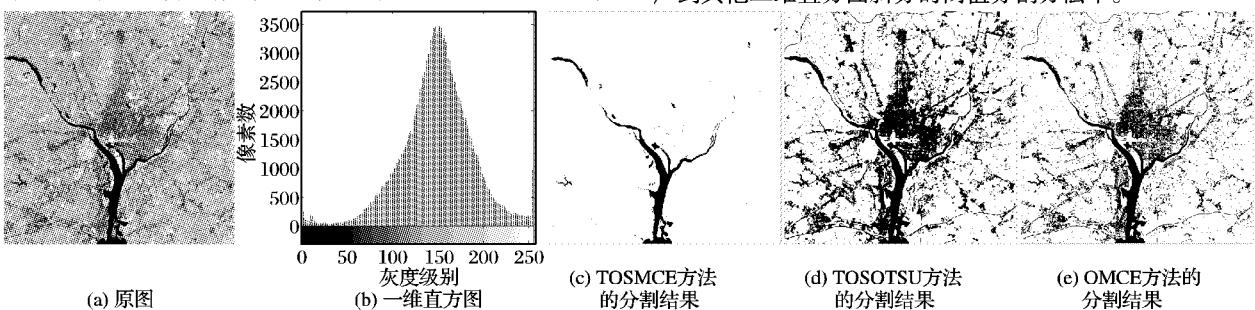


图4 航拍图像、直方图及其分割结果

(下转第2220页)

灰度值进行回归预测,达到去除噪声的目的。通过实验对比,本文去噪方法的去噪效果优于仅用像素点邻域灰度值为特征

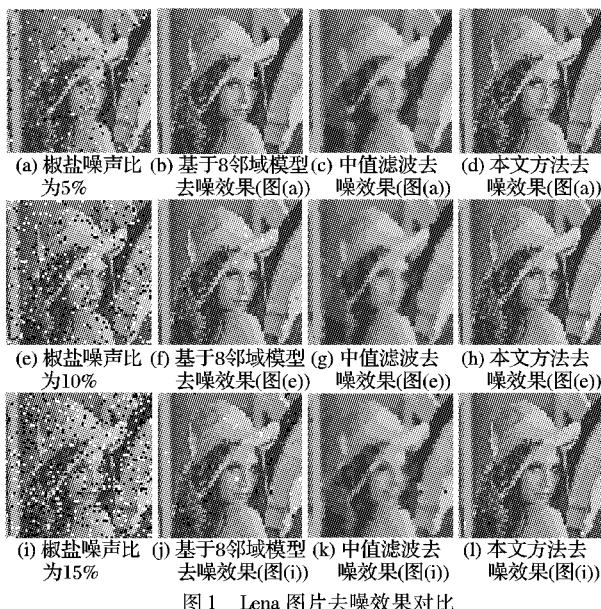


图 1 Lena 图片去噪效果对比

参考文献:

- [1] 洗广铭,曾碧卿. ϵ -支持向量机算法及其应用[J].计算机工程与应用,2008,44(17):40~42.
- [2] 杨朝晖,陈映鹰.基于支持向量机的椒盐噪声去除方法[J].计算机工程与应用,2009,45(22):150~152.
- [3] 马宁,潘晨,曹宁.基于 SVM 分类与回归的图像去噪方法[J].兰州理工大学学报,2009,35(1):104~108.
- [4] 郑恩辉,许宏,李平,等.基于 ν -SVM 的不平衡数据挖掘研究[J].浙江大学学报:工学版,2006,40(10):1683~1687.
- [5] VEROPOLOUS K, CAMPBELL C, CRISTIANINI N. Controlling the sensitivity of support vector machines [C]// IJCAI99: Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers,

的分类模型的去噪效果,具有较高的峰信噪比,且提高了对噪声点的识别能力,改善了分类器的性能。

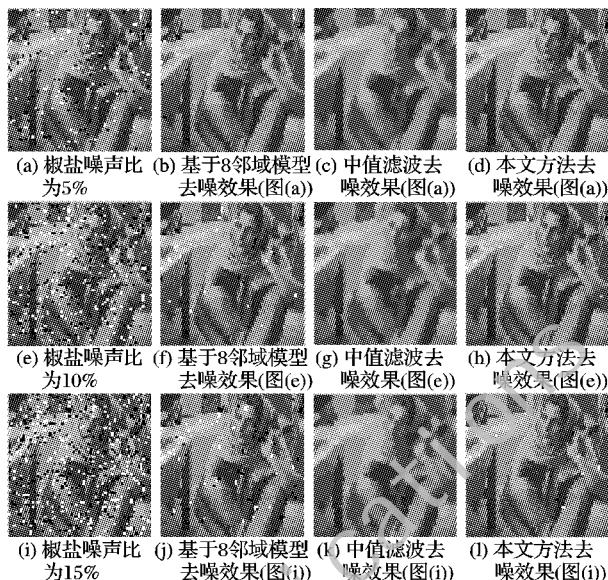


图 2 Barbara 图片去噪效果对比

1999, 55~60.

- [6] LIN T-C, YU PAO-TA. Adaptive two-pass median filter based on support vector machines for image restoration [J]. Neural Computation, 2004, 16(2): 333~354.
- [7] 杨海军,梁德群,江学峰.基于方向信息测度的自适应多级中值滤波器[J].电子与信息学报,2001,23(12):1326~1332.
- [8] CORTEZ C, VAPNIK V. Support vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273~297.
- [9] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. 支持向量机导论[M].李国正,王猛,曾华军,译.北京:电子工业出版社,2000.
- [10] CHANG C-C, LIN C-J. LIBSVM: A library for support vector machines [EB/OL]. [2011-01-11]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.

(上接第 2213 页)

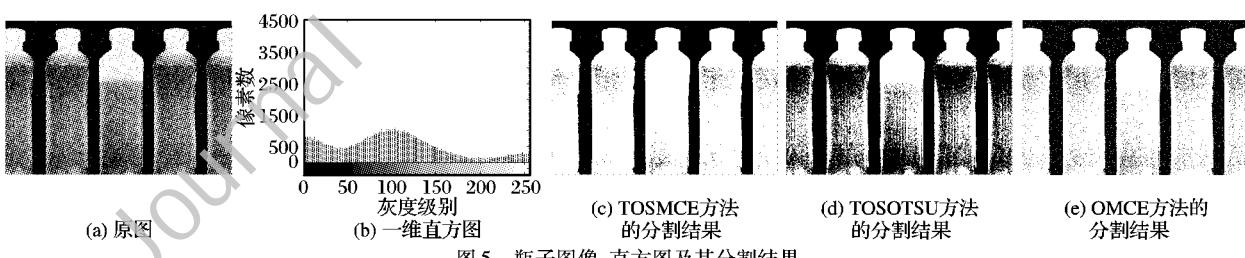


图 5 瓶子图像、直方图及其分割结果

参考文献:

- [1] 姚敏.数字图像处理[M].北京:机械工业出版社,2008.
- [2] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62~66.
- [3] LI C H, LEE C K. Minimum cross entropy thresholding [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(4): 617~625.
- [4] 张新明,郑延斌,张慧云.应用混沌多目标规划理论融合的图像分割[J].小型微型计算机系统,2010,31(7):1416~1420.
- [5] 梅蓉,姜长生,陈谋.基于遗传算法的二维最小交叉熵的动态图像分割[J].电光与控制,2005,12(1):30~34.

- [6] 乔辞辞,吴成茂.二维最大类间交叉熵阈值分割法[J].西北大学学报:自然科学版,2008,38(3):374~378.
- [7] ZHANG XIN-MING, YAN LIN. A fast image thresholding method based on chaos optimization and recursive algorithm for two-dimensional Tsallis entropy [J]. Journal of Computers, 2010, 5(7): 1054~1061.
- [8] 吴一全,潘喆,吴文怡.二维直方图区域斜分阈值分割及快速递推算法[J].通信学报,2008,29(4):77~83.
- [9] 张新明,刘斌,李双,等.二维直方图斜分最大类间交叉熵的图像分割[J].计算机应用,2010,30(9):2453~2457.
- [10] 范九伦,雷博.灰度图像的二维交叉熵直线型阈值分割法[J].电子学报,2009,37(3):476~480.