

基于分解的灰度图像二维阈值 选取算法

岳峰¹ 左旺孟¹ 王宽全¹

摘要 作为一维 Otsu 法的推广, 二维 Otsu 法综合考虑了像素点的灰度信息及其邻域灰度的均值信息, 可以有效地滤除噪声. 其快速算法采用递归的方式构建查找表, 将算法的时间复杂度由 $O(L^4)$ 降到 $O(L^2)$. 提出基于分解的阈值选取算法, 求解两个一维 Otsu 法的阈值来替代原始的二维 Otsu 法的最佳阈值. 指出在原算法的假设成立的条件下, 该方法可以得到与原二维 Otsu 法相同的分割阈值, 而算法的时间复杂度可以进一步降低到 $O(L)$. 而在实际中, 原算法的假设一般不成立. 本文的实验结果表明此时该阈值选取方法也可以在保证原二维 Otsu 算法良好的抗噪性的前提下, 计算阈值所需的时间更短、空间更小, 且阈值化结果也可以达到或优于二维 Otsu 算法的结果.

关键词 图像分割, Otsu, 二值图像, 阈值化, 灰度图像
中图分类号 TP391

Decomposition Based Two-dimensional Threshold Algorithm for Gray Images

YUE Feng¹ ZUO Wang-Meng¹ WANG Kuan-Quan¹

Abstract As a generalization of 1D Otsu algorithm, 2D Otsu algorithm considers both the gray value of a pixel and the average gray value of its neighborhood, thus is more robust to noise. By constructing look-up tables recursively, its fast algorithm reduces its complexity from $O(L^4)$ to $O(L^2)$. Based on the decomposition of 2D Otsu algorithm, a method of calculating the optimal threshold of two 1D Otsu algorithms independently, instead of the optimal threshold of 2D Otsu algorithm, is proposed. When the hypothesis of original 2D Otsu algorithm holds, we point out that the threshold computed by our method is exactly the same as that of 2D Otsu algorithm, while the computational complexity is reduced to $O(L)$. As for real images, the hypothesis of 2D Otsu algorithm always fails, whereas experimental results show that the proposed threshold algorithm still outperforms original 2D Otsu algorithm. Without losing the robustness to noise, this method needs less time and space, and produces a comparable or better segmentation result.

Key words Image segmentation, Otsu, binary image, thresholding, grey image

图像分割在计算机视觉中占有十分重要的地位. 快速而准确的目标分割是后续的目标特征提取与识别的基础. 阈值化方法可以将灰度图像分割为目标和背景两部分, 是一种简单而有效的图像分割方法.

Otsu 法^[1] 也称为最大类间方差法, 是一种广泛使用的阈值化方法. 该方法基于灰度直方图, 以最大类间方差作为阈值选取准则, 在大多数情况下都能取得良好的分割效果. 但

是, Otsu 法无法区分图像中与目标的灰度相近的噪声. 针对这个问题, 研究人员提出了基于二维直方图的二维阈值分割法, 包括二维熵阈值分割^[2-3] 和二维 Otsu 法^[4] 等. 二维阈值分割法不仅考虑了像素点的灰度信息, 还考虑了其邻域灰度的均值信息, 利用两者的相关性达到滤除噪声的目的. 在此基础上, 景晓军等^[5] 又引入了邻域灰度的中值作为特征, 提出了三维最大类间方差的图像分割算法, 对低信噪比的图像具有更好的分割效果.

虽然高维阈值分割法对于噪声图像可以获得更好的分割性能, 但所需的计算量却以指数级增加, 限制了其在实际中的应用. 为了提高二维阈值分割法的效率, 梁光明等^[6] 将阈值搜索的范围限制在二维直方图中与对角线平行的两条直线之间, 范九伦等^[7] 提出二维 Otsu 曲线阈值分割法, 最佳阈值的确定只需遍历二维直方图的主对角线和一条次主对角线. 龚坚等^[8-9] 提出了二维熵阈值分割的快速算法, 采用递归的方式构建查找表, 减少了大量的重复计算, 将原算法的复杂度由 $O(L^4)$ 降到 $O(L^2)$, 这里 L 表示图像的灰度级. 最近, 汪海洋等^[10] 提出了一种类似的方法, 用于二维 Otsu 法的快速实现. 对于三维最大类间方差的图像分割算法, 文献 [5] 中给出了快速算法, 使其复杂度由 $O(L^6)$ 降到 $O(L^3)$. 范九伦等^[11] 修正了文献 [5] 中的递推公式, 进一步减少了该算法的运行时间. 然而, 三维 Otsu 法处理一幅 256×256 大小的图像仍需要 100 s 以上, 这无疑限制了它的应用.

本文分析了二维 Otsu 法及其快速算法, 提出分别求解两个一维 Otsu 法的最佳阈值, 并将其作为最佳二维 Otsu 分割阈值的方法. 指出在原算法的假设成立的条件下, 该方法求得的阈值与二维 Otsu 法的最佳阈值相同, 而时间复杂度只有 $O(L)$. 而在实际中, 原算法的假设一般不成立. 此时该方法求得的阈值与原二维 Otsu 法选取的阈值不同. 实验结果表明, 该阈值化方法在保证原算法良好的抗噪性的前提下, 计算最佳阈值所需的时间更短、空间更小, 且阈值化结果也可以达到或优于二维 Otsu 算法的结果.

1 二维 Otsu 法及其快速算法

设图像的灰度等级为 L , 那么像素的邻域平均灰度等级也为 L . 计算每个像素点邻域的平均灰度, 由此形成一个二元组: 像素的灰度值 i 和它的邻域灰度的平均值 j . 设二元组 (i, j) 出现的频数为 $f_{i,j}$, 则可以定义相应的联合概率密度 $P_{i,j}$

$$P_{i,j} = \frac{f_{i,j}}{N}, \quad i, j = 0, 1, \dots, L-1 \quad (1)$$

式中 N 为图像总的像素数 $N = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} f_{i,j}$, 并且 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{i,j} = 1$.

图 1 所示为一幅灰度图像及其二维直方图分布. 设分割阈值为 (s, t) , 则直线 $i = s$ 和 $j = t$ 将二维直方图的投影平面分为四个区域, 如图 1(c) 所示, 分别表示为 $R_I(s, t)$, $R_{II}(s, t)$, $R_{III}(s, t)$, $R_{IV}(s, t)$. 在大多数情况下, 二维直方图中远离对角线 $i = j$ 的区域概率可以忽略不计, 即区域 II 和 IV 中的概率可以忽略不计, 那么目标和背景分别位于区域 I 和区域 III 中. 假设在二维直方图中存在两类 C_0 和 C_1 , 它们分别代表物体和背景, 且具有不同的概率密度函数分布, 则两类的概率分别为

$$W_0 = \sum_{(i,j) \in R_I(s,t)} P_{i,j} = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{i,j} = W_0(s, t) \quad (2)$$

收稿日期 2008-03-28 收修改稿日期 2008-11-10
Received March 28, 2008; in revised form November 10, 2008
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2006AA01Z308), 国家自然科学基金 (60571025, 60872099) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2006AA01Z308) and National Natural Science Foundation of China (60571025, 60872099)
1. 哈尔滨工业大学计算机学院生物信息技术研究中心 哈尔滨 150001
1. Biocomputing Research Center, School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01022

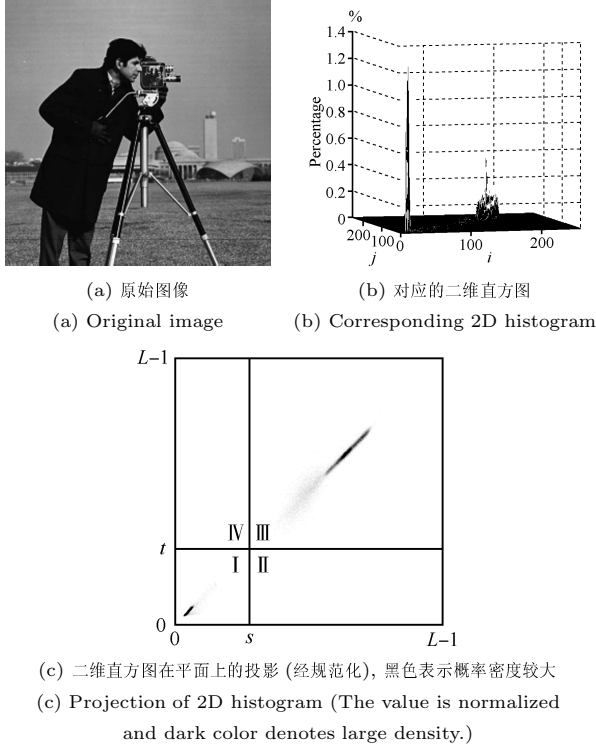


图 1 灰度图像的二维直方图

Fig. 1 2D histogram of a gray image

$$W_1 = \sum_{(i,j) \in R_{III}(s,t)} P_{i,j} = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{i,j} = W_1(s,t) \quad (3)$$

两类对应的均值矢量为

$$\bar{\mathbf{u}}_0 = (\bar{u}_{0i}, \bar{u}_{0j})^T = \left(\frac{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t iP_{i,j}}{W_0}, \frac{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t jP_{i,j}}{W_0} \right)^T \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{u}}_1 = (\bar{u}_{1i}, \bar{u}_{1j})^T = \left(\frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} iP_{i,j}}{W_1}, \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} jP_{i,j}}{W_1} \right)^T \quad (5)$$

二维直方图上总的均值矢量为

$$\bar{\mathbf{u}} = (\bar{u}_i, \bar{u}_j)^T = \left(\frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP_{i,j}}{W}, \frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jP_{i,j}}{W} \right)^T \quad (6)$$

类间散度定义为

$$\begin{aligned} S_B(s,t) &= W_0(s,t)(\bar{\mathbf{u}}_0 - \bar{\mathbf{u}})^T(\bar{\mathbf{u}}_0 - \bar{\mathbf{u}}) + \\ &W_1(s,t)(\bar{\mathbf{u}}_1 - \bar{\mathbf{u}})^T(\bar{\mathbf{u}}_1 - \bar{\mathbf{u}}) = \\ &W_0(\bar{\mathbf{u}}_0 - \bar{\mathbf{u}})^T(\bar{\mathbf{u}}_0 - \bar{\mathbf{u}}) + \\ &W_1(\bar{\mathbf{u}}_1 - \bar{\mathbf{u}})^T(\bar{\mathbf{u}}_1 - \bar{\mathbf{u}}) = \\ &W_0[(\bar{u}_{0i} - \bar{u}_i)^2 + (\bar{u}_{0j} - \bar{u}_j)^2] + \\ &W_1[(\bar{u}_{1i} - \bar{u}_i)^2 + (\bar{u}_{1j} - \bar{u}_j)^2] \end{aligned} \quad (7)$$

类似于二维 Otsu 法, 最佳分割阈值满足下式^[4]

$$S_B(s',t') = \max_{0 \leq s, t \leq L-1} \{S_B(s,t)\} \quad (8)$$

为了求得最佳阈值, 需要在 $L \times L$ 的投影平面内搜索. 每一个阈值都会把投影平面分成四个区域. 忽略第 II 和第 IV 区域, 并假定目标和背景存在于第 I 和第 III 区域内, 计算当前阈值所对应的类间散度. 因此, 二维 Otsu 法的时间复杂性为 $O(L^2 \times (s \times t + (L-s) \times (L-t))) = O(L^4)$.

注意到当 $s_1 \leq s_2$ 且 $t_1 \leq t_2$ 时, $R_I(s_1, t_1) \subseteq R_I(s_2, t_2)$ 且 $R_{III}(s_1, t_1) \supseteq R_{III}(s_2, t_2)$. 因此, 在搜索过程中, 对于 u_0, u_1, W_0 和 W_1 的计算可以采用增量的方式. 将已计算过的结果保存在查找表中以避免重复计算, 这就是最近提出的二维 Otsu 法的快速实现的基本思想^[10]. 这种快速算法在构建查找表时需要的时间为 $O(L^2)$, 而对于每个阈值, 计算类间散度时只需要 $O(1)$ 的时间, 因此总的复杂度为 $O(L^2) + L^2 \times O(1) = O(L^2)$. 可见, 快速算法加快了计算速度. 尤其是当灰度级别 L 较大时, 这种优势更加明显.

2 基于分解的二维阈值选取方法

由以上的分析可以看出, 原始的二维 Otsu 算法及其快速算法都忽略第 II 和第 IV 区域, 并假定目标和背景存在于第 I 和第 III 区域内. 实际上, 二维 Otsu 算法并未真正忽略直方图中的 II、IV 区域, 属于这两个区域的像素在二值化时都被作为背景像素, 这就是二维 Otsu 算法具有去噪特性的根本原因. 因此, 本文提出基于分解的二维阈值选取方法, 将整个过程分为两个步骤, 第一个步骤采用针对灰度值的一维 Otsu 法计算分割阈值, 目的是从图像中提取出目标; 第二个步骤是用针对邻域的平均灰度的一维 Otsu 法选取阈值, 其目标是滤除噪声. 也就是说, 用两个一维 Otsu 法求得的阈值作为二维 Otsu 法的最佳分割阈值, 这就是基于分解的二维阈值选取方法的本质.

2.1 假设条件满足时与原二维 Otsu 法等价

在这一节中, 我们证明了在原二维 Otsu 算法的假设条件下, 即忽略二维直方图中远离对角线 $i=j$ 的区域, 原始的二维 Otsu 法的最佳阈值与本文提出的方法求得的阈值相同. 然而, 本文算法的时间复杂性可以进一步降低到 $O(L)$.

根据二维直方图中二元组 (i, j) 出现的频数 $f_{i,j}$, 我们可以得到像素灰度值 i 出现的频数以及邻域灰度值 j 出现的频数 $g_i = \sum_{j=0}^{L-1} f_{i,j}$ 和 $h_j = \sum_{i=0}^{L-1} f_{i,j}$. 同样, 我们也可以根据概率分布 $P_{i,j}$ 得到边缘概率 $Q_i = \sum_{j=0}^{L-1} P_{i,j}$, $i = 0, 1, \dots, L-1$ 及 $R_j = \sum_{i=0}^{L-1} P_{i,j}$, $j = 0, 1, \dots, L-1$, 分别表示像素灰度值 i 和邻域灰度值 j 的一维直方图分布. 一维 Otsu 法定义的像素灰度值和邻域灰度值的类间方差分别表示为

$$\begin{aligned} \sigma_{B_i}(s) &= \left(\sum_{i=0}^s Q_i \right) \left(\frac{\sum_{i=0}^s iQ_i}{\sum_{i=0}^s Q_i} - \sum_{i=0}^{L-1} iQ_i \right)^2 + \\ &\left(\sum_{i=s+1}^{L-1} Q_i \right) \left(\frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} iQ_i}{\sum_{i=s+1}^{L-1} Q_i} - \sum_{i=0}^{L-1} iQ_i \right)^2 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\sigma_{B_j}(t) = \left(\sum_{j=0}^t R_j \right) \left(\frac{\sum_{j=0}^t jR_j}{\sum_{j=0}^t R_j} - \sum_{j=0}^{L-1} jR_j \right)^2 + \left(\sum_{j=t+1}^{L-1} R_j \right) \left(\frac{\sum_{j=t+1}^{L-1} jR_j}{\sum_{j=t+1}^{L-1} R_j} - \sum_{j=0}^{L-1} jR_j \right)^2 \quad (10)$$

其中 s 和 t 是对应的灰度值和邻域灰度值的分割阈值. 在一维 Otsu 法中, 最佳阈值 s' 和 t' 满足

$$\sigma_{B_i}(s') = \max_{0 \leq s \leq L-1} \{\sigma_{B_i}(s)\} \quad (11)$$

$$\sigma_{B_j}(t') = \max_{0 \leq t \leq L-1} \{\sigma_{B_j}(t)\} \quad (12)$$

在二维 Otsu 法及其快速实现中, 都假设了二维直方图中区域 II 和 IV 中的概率可以忽略不计, 即 $\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t P_{i,j} = 0$ 且 $\sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{i,j} = 0$. 在这个条件下

$$W_0 = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{i,j} = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{i,j} + \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{i,j} = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^{L-1} P_{i,j} = \sum_{i=0}^s Q_i \quad (13)$$

同样, 我们可以得到

$$W_0 = \sum_{j=0}^t R_j \quad (14)$$

$$W_1 = \sum_{i=s+1}^{L-1} Q_i = \sum_{j=t+1}^{L-1} R_j \quad (15)$$

以及

$$\bar{u}_{0i} = \frac{\sum_{i=0}^s iQ_i}{W_0} \quad (16)$$

$$\bar{u}_{0j} = \frac{\sum_{j=0}^t jR_j}{W_0} \quad (17)$$

$$\bar{u}_{1i} = \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} iQ_i}{W_1} \quad (18)$$

$$\bar{u}_{1j} = \frac{\sum_{j=t+1}^{L-1} jR_j}{W_1} \quad (19)$$

考虑到 $\bar{u}_i = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP_{i,j} = \sum_{i=0}^{L-1} iQ_i$ 和 $\bar{u}_j = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jP_{i,j} = \sum_{j=0}^{L-1} jR_j$, 将式 (13)~(19) 代入式 (9) 和 (10), 我们有

$$\sigma_{B_i}(s) = W_0(\bar{u}_{0i} - \bar{u}_i)^2 + W_1(\bar{u}_{1i} - \bar{u}_i)^2 \quad (20)$$

$$\sigma_{B_j}(t) = W_0(\bar{u}_{0j} - \bar{u}_j)^2 + W_1(\bar{u}_{1j} - \bar{u}_j)^2 \quad (21)$$

因此

$$S_B(s, t) = W_0[(\bar{u}_{0i} - \bar{u}_i)^2 + (\bar{u}_{0j} - \bar{u}_j)^2] + W_1[(\bar{u}_{1i} - \bar{u}_i)^2 + (\bar{u}_{1j} - \bar{u}_j)^2] = W_0(\bar{u}_{0i} - \bar{u}_i)^2 + W_1(\bar{u}_{1i} - \bar{u}_i)^2 + W_0(\bar{u}_{0j} - \bar{u}_j)^2 + W_1(\bar{u}_{1j} - \bar{u}_j)^2 = \sigma_{B_i}(s) + \sigma_{B_j}(t) \quad (22)$$

最佳分割阈值满足

$$S_B(s', t') = \max_{0 \leq s, t \leq L-1} \{\sigma_{B_i}(s) + \sigma_{B_j}(t)\} = \max_{0 \leq s \leq L-1} \{\sigma_{B_i}(s)\} + \max_{0 \leq t \leq L-1} \{\sigma_{B_j}(t)\} = \sigma_{B_i}(s') + \sigma_{B_j}(t') \quad (23)$$

可见, 求一个二元函数 $S_B(s, t)$ 的最优解, 可以分解为求两个一元函数 $\sigma_{B_i}(s)$ 和 $\sigma_{B_j}(t)$ 的最优解. 也就是说, 我们可以根据一维 Otsu 法分别求解灰度值和邻域灰度值的最佳分割阈值 s' 和 t' , 再将它们组合成二维 Otsu 法的最佳分割阈值 (s', t') . 这样, 就避免了在较大的二维空间 $L \times L$ 内搜索, 代之以在两个长为 L 的一维空间内搜索, 因此二维 Otsu 法的时间复杂度可以进一步降为 $O(L + L) = O(L)$.

2.2 假设条件不满足时优于原二维 Otsu 法

需要注意的是, 在实际中大多数的图像都不满足二维 Otsu 法的假设条件, 即图像中或多或少存在一些噪声, 这些噪声体现为二维直方图中远离对角线 $i = j$ 的区域. 此时, 文中提出的基于分解的阈值化方法得到的结果与原始的二维 Otsu 算法的结果并不相同, 差别即来自于是否忽略二维直方图中远离对角线区域. 对于本文提出的基于分解的二维阈值选取方法, 由于同时考虑了灰度值和邻域的平均灰度信息, 因此可以较好地提取出目标区域, 同时又保持了原二维 Otsu 法滤除噪声的特性. 然而本文算法避免了在较大的二维空间内搜索, 在时间和空间上较之二维 Otsu 法具有明显优势. 后续的实验结果也证实了这一点.

3 实验结果

在这一节中, 我们首先在合成的图像上验证了提出的算法与原二维 Otsu 法是一致的, 其次在真实的图像上从时间、空间复杂性及分割效果上与原始的二维 Otsu 法作了充分的比较.

3.1 合成图像上的结果比较

由于实际图像几乎都不满足原二维 Otsu 法的假设条件, 因此我们手工合成了一幅图像, 用于验证提出的算法与二维 Otsu 法的等价性. 整幅图像共有 256 个灰度级 (范围 0~255), 背景是灰度值为 235~255 的随机数, 前景是灰度值为 0~20 的随机数, 如图 2(a) 所示, 其对应的二维直方图为 2(b). 对于这幅图像, 本文提出的方法与原始的二维 Otsu 法求得的分割阈值都为 (20, 120), 表明对于该图本文提出的方法与原始的二维 Otsu 法是等价的.

其次我们测试了提出的算法对噪声图像的分割效果. 图 3(a) 和 (c) 分别是原始图像与加入了 2% 的椒盐噪声的图像, 图 3(b) 是分割结果的 Ground truth 图像, 图 3(d)~(f) 分别是一维 Otsu 法、二维 Otsu 法和本文提出的方法的分割

结果. 由图 3 可见, 一维 Otsu 法无法滤除与目标灰度值相近的噪声, 二维 Otsu 法可以在很大程度上滤除椒盐噪声. 对比图 3(e) 和 (f), 我们发现, 本文提出的方法对于椒盐噪声具有更好的抗噪性, 可以滤除图像中绝大部分的噪声, 分割效果达到或超过了二维 Otsu 法的分割效果.

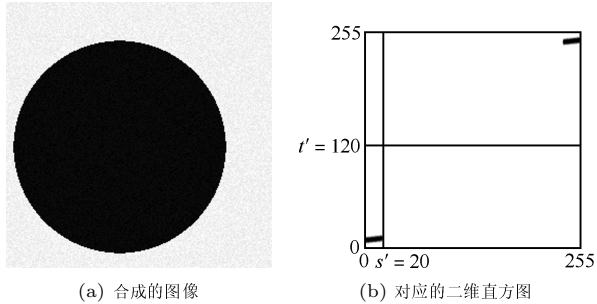


图 2 合成的图像及其二维直方图
Fig. 2 Synthetic image and its 2D histogram

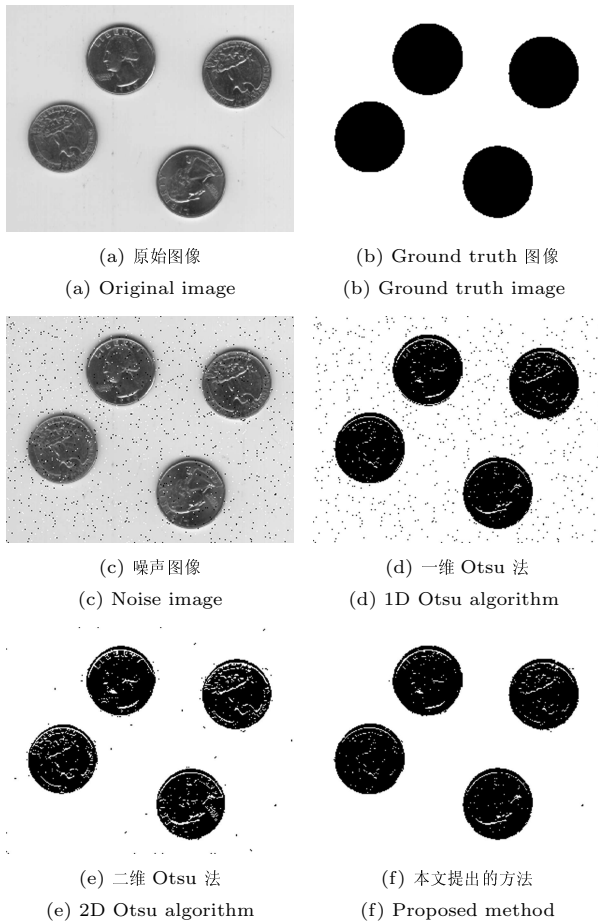


图 3 各种方法在噪声图像上的分割结果比较
Fig. 3 Comparison of segmentation results by different methods on noise image

为了量化地比较二维 Otsu 法与本文提出的方法, 我们采取了相比于 Ground truth 图像, 被错分为目标或背景的像素数目作为评价指标^[12-13]. 图 3(e) 中, 二维 Otsu 法错分的像素数为 2762, 而本文提出的方法错分的像素数仅为

1163. 可见, 对于加入椒盐噪声的图 3(c), 本文方法明显优于二维 Otsu 法.

3.2 真实图像上的结果比较

对于测试图像, 我们选择了分割算法中较为常用的 Cameraman 和 Rice 图像 (可在 Matlab 的图像处理工具箱中得到). 首先我们比较了原始的二维 Otsu 法及其快速算法与本文提出的方法的处理速度. 在 P4 2.66 GHz, 512 MB 内存, Windows XP + VC 6.0 的实验环境下, 表 1 列出了三种方法对于图 4(a) 和图 5(a) (见下页) 的处理时间. 可见, 本文提出的方法速度上大大超过原始的二维 Otsu 法及其快速算法, 分别可以达到它们的 20000 倍和 100 倍.

表 1 时间比较 (ms)
Table 1 Comparison of computation time (ms)

	原始的二维 Otsu 法	二维 Otsu 法的快速算法	本文提出的方法
图 4(a)	1×10^4	50.61	0.43
图 5(a)	7×10^3	35.46	0.35

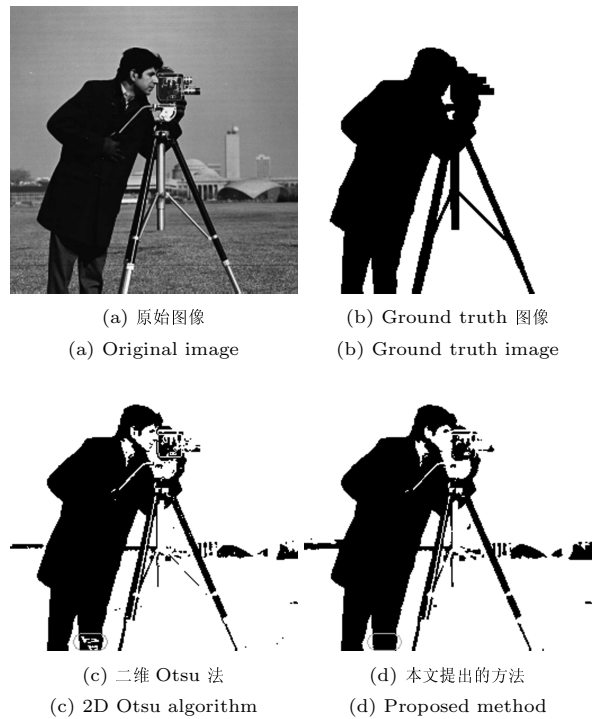


图 4 各种方法在测试图像 1 上的分割结果比较
Fig. 4 Comparison of segmentation results by different methods on test image 1

其次, 我们比较了三种方法所需的空间复杂性. 在原始的二维 Otsu 法中, 只需要存储二维直方图 $P_{i,j}$, 因此所需的空间为 L^2 . 在二维 Otsu 法的快速实现中, 需要额外存储 $P(m, n)$, $X(m, n)$ 和 $Y(m, n)$ 三个表, 因此需要的空间为 $4L^2$. 而在本文提出的方法中, 只需要存储两个一维直方图, 所需的空间仅为 $2L$. 当图像的灰度级为 $L = 256$ 时, 所需的空间仅为原算法及其快速算法的 1% 和 0.2%.

接下来我们比较了二维 Otsu 法与本文提出的方法求得的分割阈值, 以及由此阈值得到的二值图像. 表 2 列出了不同方法在两幅图像上求得的最佳分割阈值. 由于二维

Otsu 法的快速算法并没有改变原二维 Otsu 法的阈值求取公式, 因此两种方法得到的阈值是完全相同的. 而本文提出的方法求得的阈值与其他两种方法求得的阈值差别较大.

表 2 阈值比较

Table 2 Comparison of segmentation thresholds

	原始的二维 Otsu 法	二维 Otsu 法的快速算法	本文提出的方法
图 4 (a)	(66, 140)	(66, 140)	(88, 89)
图 5 (a)	(141, 89)	(141, 89)	(131, 128)

图 4 和图 5 是不同方法对两幅灰度图像的分割结果. 图 4(c) 和图 5(c) 是二维 Otsu 法得到的二值图像. 由于原始的二维 Otsu 法及其快速算法求得的阈值完全相同, 因此它们的分割结果也完全相同. 图 4(d) 和图 5(d) 是本文提出的方法的处理结果. 由图 4 和图 5 可以看出, 二维 Otsu 法与本文提出的方法都可以很好地提取出目标. 而本文方法不仅可以更好地滤除噪声 (例如图 4 中的草地), 得到的二值图像也可以达到原二维 Otsu 法的分割效果, 某些情况下甚至超过原算法 (见图中标出的区域).

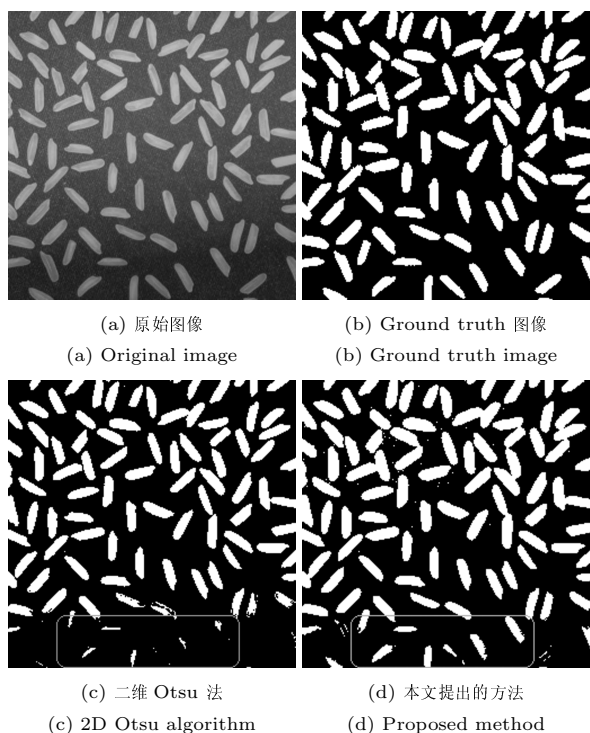


图 5 各种方法在测试图像 2 上的分割结果比较
Fig. 5 Comparison of segmentation results by different methods on test image 2

相对于图 4(b) 的 Ground truth 图像, 二维 Otsu 方法与本文方法错分的像素数分别为 883 和 626; 而对于图 5(b), 错分的像素数分别为 4101 和 3139. 可见, 本文提出的方法在真实图像上的分割效果优于原二维 Otsu 法.

可见, 与原始的二维 Otsu 方法相比, 本文提出的方法在时间、空间复杂性上有明显优势. 在保持原算法对噪声不敏感的特点的基础上, 分割结果可以达到或超过原始的二维 Otsu 法, 因此具有更高的应用价值.

4 讨论

二维直方图是二维 Otsu 法的核心. 通过分析二维直方图, 我们可以对二维 Otsu 法有更加深入的认识:

1) 由于二维 Otsu 法是一种二值化方法, 因此图像中的所有像素都只能被分类到“目标”或“背景”. 对于阈值 (s, t) 将二维直方图在平面上的投影分成的四个区域, 虽然我们忽略了第 II 和第 IV 区域, 只假设目标和背景分别存在于第 I 和第 III 区域中, 但在最终的二值化过程中, 我们实际上是将区域 I 或 III 中的像素作为目标像素, 而将其余区域中的像素都作为背景像素.

2) 在二维直方图中, 一维表示像素灰度, 另一维表示像素邻域灰度的平均值. 一般情况下, 在目标内部图像的灰度变化是缓慢的, 一个像素的灰度与其邻域的平均灰度非常接近, 因此, 绝大部分的像素都对应应在二维直方图中对角线 $i = j$ 附近, 而远离对角线的位置对应的像素数目非常少.

3) 二维直方图中远离对角线的点包括目标的边缘点和椒盐噪声, 它们可以分为两类. 第一类的灰度值明显大于其邻域的灰度值, 大部分位于区域 II 中; 第二类的灰度值明显小于其邻域的灰度值, 大部分位于区域 IV 中. 因此, 二维 Otsu 法可以有效滤除噪声的实质是忽略了二维直方图的第 II 和第 IV 区域, 即将第 II 和第 IV 区域作为背景.

5 结论

在二维 Otsu 法及其快速算法的基础上, 提出了一种基于分解的二维阈值选取算法, 将求解二维 Otsu 法的最佳阈值分解为求解两个一维 Otsu 阈值. 在真实图像上的实验结果表明, 相比于原二维 Otsu 法及其快速算法, 本文中的方法在保持了其抗噪声的前提下, 处理速度快两个数量级, 存储空间少两个数量级, 且分割结果可以达到或超过原始的二维 Otsu 法, 因此具有更高的应用价值. 此外, 文中提出的分解策略还可能有助于更加深入地理解并改进三维 Otsu 阈值选取算法.

References

- Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62–66
- Abutaleb A S. Automation thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy. *Computer Vision Graphics Image Processing*, 1989, **47**(1): 22–32
- Brink A D. Thresholding of digital images using two dimensional entropies. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(8): 803–808
- Liu Jian-Zhuang, Li Wen-Qing. The automatic thresholding of gray-level picture via 2D Otsu method. *Acta Automatica Sinica*, 1993, **19**(1): 101–105 (刘建庄, 栗文青. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法. *自动化学报*, 1993, **19**(1): 101–105)
- Jing Xiao-Jun, Li Jian-Feng, Liu Yu-Lin. Image segmentation based on 3D maximum between 2 cluster variance. *Acta Electronic Sinica*, 2003, **31**(9): 1281–1285 (景晓军, 李剑峰, 刘郁林. 一种基于三维最大类间方差的图像分割算法. *电子学报*, 2003, **31**(9): 1281–1285)
- Liang Guang-Ming, Liu Dong-Hua, Li Bo, Tang Chao-Jing. Improvement of a two-dimension adaptive thresholding segmentation algorithm. *Techniques of Automation and Applications*, 2002, **21**(5): 43–47 (梁光明, 刘东华, 李波, 唐朝京. 二维 Otsu 自适应阈值分割算法的改进. *自动化技术与应用*, 2002, **21**(5): 43–47)

- 7 Fan Jiu-Lun, Zhao Feng. Two-dimensional Otsu's curve thresholding segmentation method for gray-level images. *Acta Electronic Sinica*, 2007, **35**(4): 751–755
(范九伦, 赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法. 电子学报, 2007, **35**(4): 751–755)
- 8 Gong Jian, Li Li-Yuan, Chen Wei-Nan. A fast two-dimensional entropic thresholding method. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 1996, **26**(4): 31–36
(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(自然科学版), 1996, **26**(4): 31–36)
- 9 Gong J, Li L Y, Chen W N. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(3): 295–300
- 10 Wang Hai-Yang, Pan De-Lu, Xia De-Shen. A fast algorithm for two-dimensional Otsu adaptive threshold algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(9): 968–971
(汪海洋, 潘德炉, 夏德深. 二维 Otsu 自适应阈值选取算法的快速实现. 自动化学报, 2007, **33**(9): 968–971)
- 11 Fan Jiu-Lun, Zhao Feng, Zhang Xue-Feng. Recursive algorithm for three-dimensional Otsu's thresholding segmentation method. *Acta Electronic Sinica*, 2007, **35**(7): 1398–1402
(范九伦, 赵凤, 张雪峰. 三维 Otsu 阈值分割方法的递推算法. 电子学报, 2007, **35**(7): 1398–1402)
- 12 Bazi Y, Bruzzone L, Melgani F. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(2): 619–634
- 13 Wang S T, Chung F L, Xiong F S. Anovel image thresholding method based on Parzen window estimate. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(1): 117–129

岳峰 哈尔滨工业大学计算机学院博士研究生. 主要研究方向为生物识别、图像处理. 本文通信作者. E-mail: csfyue@gmail.com
(YUE Feng Ph. D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers biometrics and image processing. Corresponding author of this paper.)

左旺孟 哈尔滨工业大学计算机学院讲师. 主要研究方向为生物特征识别、生物信息学、生物系统建模与仿真技术.
E-mail: cswmzuo@gmail.com
(ZUO Wang-Meng Lecturer at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers biometrics, bioinformatics, biosystem modeling and simulation.)

王宽全 哈尔滨工业大学计算机学院教授. 主要研究方向为生物识别、生物计算、生物系统建模与仿真技术.
E-mail: wangkq@hit.edu.cn
(WANG Kuan-Quan Professor at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers biometrics, bio-computing, modeling and simulating biology system.)
