

采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架

陈海鹏^{1,2} 申铨京^{1,2} 龙建武³

¹(吉林大学计算机科学与技术学院 长春 130012)

²(符号计算与知识工程教育部重点实验室(吉林大学) 长春 130012)

³(重庆理工大学计算机科学与工程学院 重庆 400054)

(xjshen@jlu.edu.cn)

Threshold Optimization Framework of Global Thresholding Algorithms Using Gaussian Fitting

Chen Haipeng^{1,2}, Shen Xuanjing^{1,2}, and Long Jianwu³

¹(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012)

²(Key Laboratory of Symbolic Computation and Knowledge Engineering (Jilin University), Ministry of Education, Changchun 130012)

³(College of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054)

Abstract There is a certain deviation to obtain the threshold in three classical global thresholding algorithms which are Otsu algorithm, maximum entropy algorithm and minimum error algorithm. To solve this problem, a threshold optimization framework (TOF) of global thresholding algorithms using Gaussian fitting is proposed. Firstly, take advantage of the global threshold method to obtain the initial threshold in the optimization framework and divide the image into two parts of the background and object roughly. And then, Two Gaussian distributions are fitted by calculating the mean and variance of each part. Since the optimal threshold value is in the intersection location of two Gaussian distributions, the presented framework optimizes the thresholds using iterative approach until eventually converging to the optimal threshold position. In order to improve anti-noise performance, combined with the reconstruction of three-dimensional histogram and thinking of reducing the dimensionality, we propose a robust threshold optimization framework (RTOF) of global thresholding algorithms using Gaussian fitting. Finally, extensive experiments are performed and the results show that those thresholds derived from Otsu scheme, maximum entropy scheme and minimum error scheme using the proposed threshold optimization framework can converge to the optimal threshold position. Plus, the presented algorithm has robust anti-noise performance and high-efficiency.

Key words image segmentation; threshold optimization; Otsu algorithm; minimum error algorithm; maximum entropy algorithm; Gaussian fitting

收稿日期:2014-06-07;修回日期:2015-09-06

基金项目:国家自然科学基金项目(61305046,61502065);吉林省自然科学基金项目(20140101193JC,20130522117JH,20150101055JC);重庆理工大学科研启动基金项目(2014ZD27)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61305046,61502065), the Natural Science Foundation of Jilin Province of China (20140101193JC,20130522117JH,20150101055JC), and the Scientific Research Foundation of Chongqing University of Technology (2014ZD27).

摘 要 采用最大类间方差法、最大熵法和最小误差法 3 种经典全局阈值方法获得的阈值,存在一定偏差. 针对该问题,提出了一种采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(TOF). 本优化框架先利用全局阈值算法获得初始阈值,将图像粗分为背景和目标 2 个部分,然后分别计算各部分均值和方差来拟合出 2 个高斯分布. 由于最佳阈值位于 2 个高斯分布的交点位置,为此本框架采用多次迭代方式来优化阈值,直至最终收敛到最佳阈值. 为提高抗噪性能,结合三维直方图重建和降维思想,提出了一种鲁棒的采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(RTOF). 实验结果表明,对于以上经典全局算法,采用本优化方法均能收敛到一个最佳阈值,同时本算法还具有鲁棒的抗噪性能和较高的执行效率.

关键词 图像分割;阈值优化;Otsu 算法;最小误差算法;最大熵算法;高斯拟合

中图法分类号 TP391

图像分割技术在计算机视觉、模式识别、医学图像处理等领域中应用十分广泛,其主要目的是将感兴趣的目标从复杂背景中提取出来,以便进行场景分析与目标识别^[1-4]. 其中全局阈值分割算法以其简单、有效、自动等特性而得到了广泛的研究与应用^[2-28],如历史文本图像、手写稿图像、计算机文本扫描图像分割^[5-10],图像缺陷检测^[11],医学领域中细胞图像分割^[12]等.

现已有很多种全局阈值分割算法^[2],其中最为经典的算法主要有最大类间方差法^[13](即 Otsu 算法)、最大熵法^[14]和最小误差法^[15]. 近年来对这 3 种经典算法已有大量的研究,如 Sezgin 等人^[2]通过对 30 多种全局阈值算法的研究分析,在其综述中指出最小误差法具有非常优秀的分割性能. 范九伦等人^[16]利用相对熵理论对最小误差法进行了解释,奠定了该方法的理论基础. Ng^[11]在采用 Otsu 算法分割缺陷图像时发现该方法存在着误分,于是利用最佳阈值位于谷底这一特性,提出了一种强调谷底的 Otsu 算法. 针对那些直方图呈多峰多谷分布的待分割图像,研究者们基于以上经典全局方法还进行了多级阈值算法研究^[17-20]. 在文本图像分割研究中,由于不均匀光照、污迹、阴影等因素的干扰,有研究者通过采用针对性的预处理技术来消除这些因素的干扰,然后采用 Otsu 算法进行全局分割^[5-6];有研究者利用文本图像中的文本分布特性将其进行智能化分块,然后同样利用 Otsu 算法进行全局分割^[7];也有研究者将文本图像进行分块处理,然后再对各个图像块采用 Otsu 算法进行分割^[8]等. 此外,考虑到以上 3 种方法均为一维方法,抗噪性较差,研究者们将邻域均值信息考虑进来,提出相应的二维推广方法^[21-23]. 为进一步提高抗噪性能,研究者们随后又将邻域中值信息考虑进来,提出了一种结合灰度、邻域均值和中值信息的三维分割算法^[24-26]. 由于该三维

方法存在着区域误划分,同时时间和空间复杂度较大,导致该算法鲁棒性较差,为此申铨京等人^[27]提出了一种三维直方图重建和降维的 Otsu 阈值分割算法. 该算法不仅充分利用了图像灰度、均值和中值信息,而且通过三维直方图重建有效提高了抗噪性能,再通过三维直方图降维,将原三维降低到一维,有效提高了时间复杂度.

虽然 Sezgin 等人在文献[2]中通过大量实验定量比较了 40 种阈值算法(其中包括 30 多种全局算法)的分割性能,但没有对其进行定性分析比较,缺少对由这些全局方法得到的阈值与最佳阈值的相关性分析. 许向阳等人在文献[28]中也仅仅只对 Otsu 算法的阈值性质进行了分析,证明了用 Otsu 算法找出的最佳阈值是用该阈值分割出的 2 类均值的平均值,初步估计了最佳阈值的分布范围. 如今仍没有相关文献对这些经典的全局阈值算法进行定性的分析比较.

为此,本文提出了一种采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(threshold optimization framework, TOF),为提高算法的抗噪性能,本文结合三维直方图重建和降维的思想^[27],提出了一种鲁棒的采用高斯分布拟合的全局阈值算法阈值优化框架(robust threshold optimization framework, RTOF). 本文对经典的 Otsu 算法、最大熵法和最小误差法进行了分析比较,发现由这些方法得到的初始阈值存在一定偏差,但无论这些初始阈值相差多大,采用本文提出的优化方法进行优化后,均能收敛到一个近于相等的最佳阈值.

1 全局阈值分割算法

在一幅大小为 $M \times N$ 、灰度级为 L (通常 $L = 256$) 的灰度图像中,灰度值为 i 的像素个数用 n_i 表

示,总的像素个数用 n 表示,其中 $n=n_0+n_1+\cdots+n_{L-1}$;用 p_i 表示灰度图像中灰度值 i 的像素点出现的概率,则

$$p_i=\frac{n_i}{n}, \tag{1}$$

其中, $\sum_{i=0}^{L-1} p_i=1$. 将图像中的像素按灰度值用阈值 t 分成背景和目标 2 类 C_0 和 C_1 ,即 $C_0=\{0,1,\cdots,t\}$, $C_1=\{t+1,t+2,\cdots,L-1\}$.

则 C_0 和 C_1 各自分布的概率分别为

$$\omega_0=\sum_{i=0}^t p_i, \tag{2}$$

$$\omega_1=\sum_{i=t+1}^{L-1} p_i, \tag{3}$$

其中, $\omega_0+\omega_1=1$,令 $\omega(t)=\omega_0$,则 $\omega_1=1-\omega(t)$.

C_0 和 C_1 各自分布的均值 μ_0 和 μ_1 分别为

$$\mu_0=\sum_{i=0}^t i \frac{p_i}{\omega_0}=\frac{\mu(t)}{\omega(t)}, \tag{4}$$

$$\mu_1=\sum_{i=t+1}^{L-1} i \frac{p_i}{\omega_1}=\frac{\mu_T-\mu(t)}{1-\omega(t)}, \tag{5}$$

其中, $\mu(t)=\sum_{i=0}^t i \times p_i$, $\mu_T=\sum_{i=0}^{L-1} i \times p_i=\omega_0 \mu_0+\omega_1 \mu_1$.

C_0 和 C_1 各自分布的方差 σ_0^2 和 σ_1^2 分别为

$$\begin{aligned} \sigma_0^2 &= \frac{1}{\omega_0} \sum_{i=0}^t (i-\mu_0)^2 \times p_i = \\ &= \frac{1}{\omega(t)} \sum_{i=0}^t i^2 \times p_i - (\mu_0)^2, \end{aligned} \tag{6}$$

$$\begin{aligned} \sigma_1^2 &= \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=t+1}^{L-1} (i-\mu_1)^2 \times p_i = \\ &= \frac{1}{1-\omega(t)} \sum_{i=t+1}^{L-1} i^2 \times p_i - (\mu_1)^2. \end{aligned} \tag{7}$$

C_0 和 C_1 各自分布的信息熵 e_0 和 e_1 分别为

$$e_0=-\sum_{i=0}^t \frac{p_i}{\omega_0} \times \lg \frac{p_i}{\omega_0}=\lg \omega(t)+\frac{e(t)}{\omega(t)}, \tag{8}$$

$$\begin{aligned} e_1 &= -\sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{p_i}{\omega_1} \times \lg \frac{p_i}{\omega_1} = \\ &= \lg [1-\omega(t)] + \frac{e_T-e(t)}{1-\omega(t)}, \end{aligned} \tag{9}$$

其中, $e(t)=-\sum_{i=0}^t p_i \times \lg p_i$, $e_T=-\sum_{i=0}^{L-1} p_i \times \lg p_i$.

1.1 Otsu 阈值分割算法

Otsu 在文献[13]中给出了 C_0 和 C_1 的类间方差 σ_B^2 和类内方差 σ_W^2 分别为

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \omega_0(\mu_0-\mu_T)^2+\omega_1(\mu_1-\mu_T)^2= \\ &= \frac{[\mu(t)-\omega(t)\mu_T]^2}{\omega(t)[1-\omega(t)]}, \end{aligned} \tag{10}$$

$$\sigma_W^2=\omega_0\sigma_0^2+\omega_1\sigma_1^2=$$

$$\sum_{i=0}^{L-1} i^2 \times p_i - \frac{[\mu(t)]^2}{\omega(t)} - \frac{[\mu_T-\mu(t)]^2}{1-\omega(t)}. \tag{11}$$

Otsu 在文献[13]中指出,通过最大化类间方差 σ_B^2 和最小化类内方差 σ_W^2 能够得到相同阈值. 2001 年 Liao 等人^[17]考虑到 Otsu 算法中的类间方差 σ_B^2 公式等号右边存在常数项,为此,对其进行了进一步优化:

$$\sigma_B^2=\omega_0(\mu_0)^2+\omega_1(\mu_1)^2=\frac{[\mu(t)]^2}{\omega(t)}+\frac{[\mu_T-\mu(t)]^2}{1-\omega(t)}. \tag{12}$$

由于式(11)等号后第 1 项为常数项,对比式(11)和式(12)容易发现,最大化 σ_B^2 和最小化 σ_W^2 是等价的.

2006 年 Ng^[11]用 Otsu 算法分割缺陷图像时发现:那些缺陷图像的直方图均接近单峰分布,用 Otsu 算法获取到的阈值往往不处于谷底位置,于是 Ng 利用最佳阈值位于谷底这一特性,提出了一种改进的强调谷底(valley-emphasis)的 Otsu 阈值分割算法.改进算法可以有效地对小目标诸如缺陷图像等进行分割,并给出了如下目标函数:

$$\begin{aligned} O(t) &= (1-p_t) \times \sigma_B^2 = \\ &= (1-p_t) \times [\omega_0(\mu_0)^2+\omega_1(\mu_1)^2]. \end{aligned} \tag{13}$$

最后最佳阈值 t^* 通过式(14)获得:

$$t^*=\arg\{\max_{0\leq t<L} O(t)\}. \tag{14}$$

1.2 最小误差阈值分割算法

Kittler 等人^[15]首先假设 C_0 和 C_1 各自分布 $p(x|i)$ 均服从 $N_i(\mu_i,\sigma_i^2)$ 的正态分布:

$$p(x|i)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i}\exp\left(-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right), \tag{15}$$

其中 $i=0,1$. 基于最小分类误差思想,Kittler 等人得到以下最小误差目标函数 $J(t)$:

$$\begin{aligned} J(t) &= 1+\omega(t) \times \lg \frac{\sigma_0^2}{[\omega(t)]^2} + \\ &+ [1-\omega(t)] \times \lg \frac{\sigma_1^2}{[1-\omega(t)]^2}. \end{aligned} \tag{16}$$

最后最佳阈值 t^* 为

$$t^*=\arg\{\min_{0\leq t<L} J(t)\}. \tag{17}$$

1.3 最大熵阈值分割算法

Kapur 等人在文献[14]中通过最大化 C_0 和 C_1 的信息熵和来获取最佳阈值,目标函数如下:

$$\begin{aligned} E(t) &= \frac{e(t)}{\omega(t)} + \frac{e_T-e(t)}{1-\omega(t)} + \\ &+ \lg \omega(t) \times [1-\omega(t)], \end{aligned} \tag{18}$$

最佳阈值 t^* 通过下式获得:

$$t^* = \arg \{ \max_{0 \leq t < L} E(t) \}. \quad (19)$$

2 本文方法

2.1 采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架 (TOF)

图 1 为由 $N_1(50, 10^2)$ 和 $N_2(150, 50^2)$ 2 个分布组成的混合高斯分布图, 该混合分布的最佳阈值为 74, 位于 2 个分布的交点位置. 本文分别采用 Otsu 算法、最小误差法和最大熵法得到的阈值分别为 110, 75, 147, 如图 1 所示的各点的标注位置. 虽然最小误差法得到的阈值最为理想, 其他 2 种方法得到的结果远远偏离了最佳阈值, 但均非最佳阈值. 针对由 Otsu 算法、最小误差法和最大熵法获得的阈值存在一定偏差这一问题, 同时考虑到最佳阈值位于目标和背景 2 个相应高斯分布的交点处, 本文提出了 1 个采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架 (TOF).

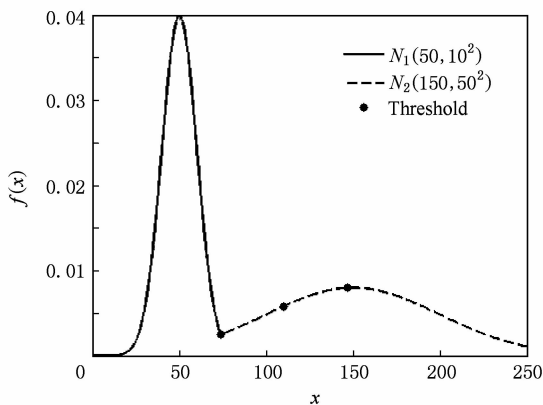


Fig. 1 Mixture Gaussian distribution.

图 1 混合高斯分布图

本文假设待处理图像或图像块的直方图均呈双峰或呈不明显的双峰分布, 否则将无法采用全局方法进行分割操作. 例如一些小目标图像由于目标所占比例很少, 其直方图将呈不明显的双峰分布, 如缺陷图像等, 对其可采用文献[11]强调谷底的全局方法进行分割. 而对于呈多峰多谷分布图像, 如不均匀光照图像, 可采用分块方式将图像进行细化^[10], 因局部区域受光照变化影响较小, 所以子块图像直方图将呈双峰分布, 或者采用多级阈值方法^[17-20]对其进行分割.

本框架首先采用全局方法得到 1 个初始阈值, 以此将直方图分成 2 个部分, 然后分别对这 2 个部分拟合出 2 个高斯分布. 根据假设由于待处理图像

或图像块均呈双峰分布, 所以对于拟合出的 2 个高斯分布, 在 2 个均值间必存在 2 个分布的一个交点 (详见 2.3 节本优化方法收敛性分析), 所以只需在 2 均值间搜索最佳阈值. 根据文献[28]得出的最佳阈值偏向方差较小的一方这一结论, 为提高搜索效率, 本文从方差较小的高斯分布的均值位置开始, 向方差较大的高斯分布均值位置一方进行遍历. 该交点位置即为一个当前最佳阈值位置, 由此最佳阈值再次将直方图分为 2 个部分, 然后重新拟合出 2 个高斯分布, 再次寻找 2 个分布的交点作为下一次迭代的最佳阈值. 重复以上过程, 直到前后 2 个阈值位置变化很小时迭代停止, 从而搜索到最佳全局阈值. 本框架具体步骤如下:

Step1. 采用任意一种全局阈值算法 (如 Otsu 算法、最小误差法、最大熵法) 对图像进行分割, 得到一个初始阈值 th_0 ;

Step2. 利用阈值 th_i 将直方图分成 C_0 和 C_1 这 2 个部分, 其中 i 是迭代次数, 采用式 (4)~(7) 分别计算 C_0 和 C_1 各自分布的均值 μ_0 和 μ_1 以及方差 σ_0^2 和 σ_1^2 , 然后采用式 (15) 拟合出 2 个高斯分布 $N_0(\mu_0, \sigma_0^2)$ 和 $N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$, 并分别计算各分布在 $[\min(\mu_0, \mu_1), \max(\mu_0, \mu_1)]$ 范围内的概率密度函数值;

Step3. 记 μ_{Begin} 为方差较小的高斯分布 $N_{\text{Begin}}(\mu_{\text{Begin}}, \sigma_{\text{Begin}}^2)$ 的均值, μ_{End} 为方差较大的高斯分布 $N_{\text{End}}(\mu_{\text{End}}, \sigma_{\text{End}}^2)$ 的均值, 从 μ_{Begin} 位置处向 μ_{End} 方向进行遍历, 当 $p(x|\text{Begin}) \leq p(x|\text{End})$ 时, 则本次迭代搜索到的最佳阈值为 $th_{i+1} = x$, 然后转 Step4;

Step4. 当 $|th_{i+1} - th_i| < \Delta$ 时 (Δ 为给定容忍误差且 $\Delta = 1, 2, \dots$), 则 th_i 为全局最佳阈值, 迭代停止, 否则转 Step2.

图 2 为硬币图像及其阈值优化过程, 图 2(b) 为以最大熵方法为例得到的初始阈值以及拟合出的 2 个高斯分布. 从图 2 可以看出, 以初始阈值为界得到的 2 个分布与直方图中背景和目标的实际分布明显不符. 而利用本文提出的采用高斯拟合的阈值优化方法, 在优化过程中得到的 2 个高斯分布逐渐趋近实际分布, 经过 7 次迭代后得到最佳全局阈值, 最终得到的 2 个高斯分布可对实际的背景和目标的分布进行很好地拟合.

由于目前常用的全局阈值分割算法主要包括最大类间方差法^[2]、最小误差法^[5-11]、最大熵法^[13-17]以及基于这 3 种算法相应的改进算法^[21-28]等, 因此本文提出的优化框架可适用于大多数全局阈值分割

算法. 另外, 通过图 1 的实验结果可以发现, 由于都基于同样的基本假设: 在直方图中前景和背景均服从高斯分布, 因此由最小误差法获得的分割阈值已非常接近最佳阈值.

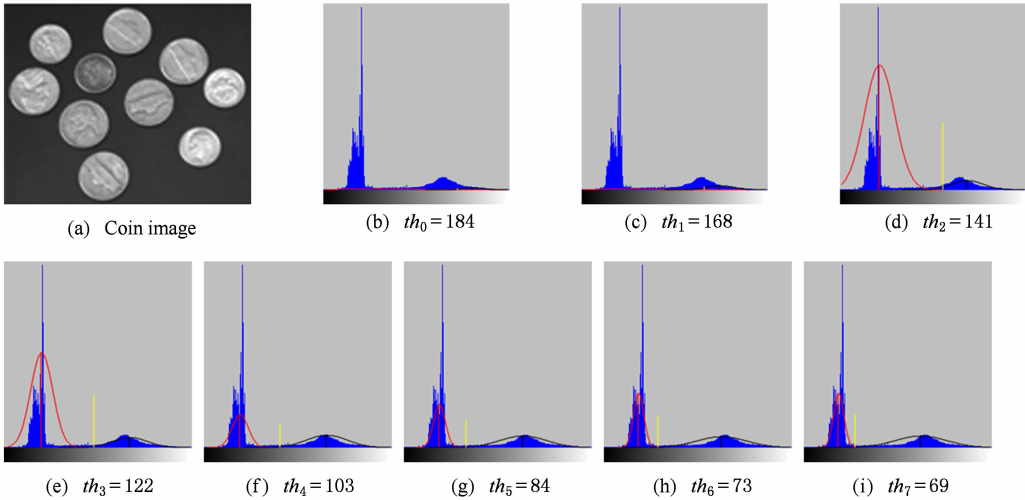


Fig. 2 Coin image and thresholds optimizing process.
图 2 硬币图像及其阈值优化过程

2.2 鲁棒的采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(RTOF)

文献[27]采用灰度图像 $f(x,y)$ 及其均值图像 $g(x,y)$ 和中值图像 $h(x,y)$ 构建一个三维直方图, 先利用三维直方图重建思想提高分割算法的抗噪性能, 再利用三维直方图降维方法有效地提高了算法

的执行效率. 由于同一个像素点其灰度值、均值和中值十分接近, 因此由其构成的三元组 (f,g,h) 在三维直方图中沿着体对角线方向的一个小圆柱体内分布, 图 3 所示为多边形图像及其一维和三维直方图. 而对于受噪声干扰的多边形图像, 其一维与三维直方图如图 4 所示, 该一维直方图呈多峰多谷分布,

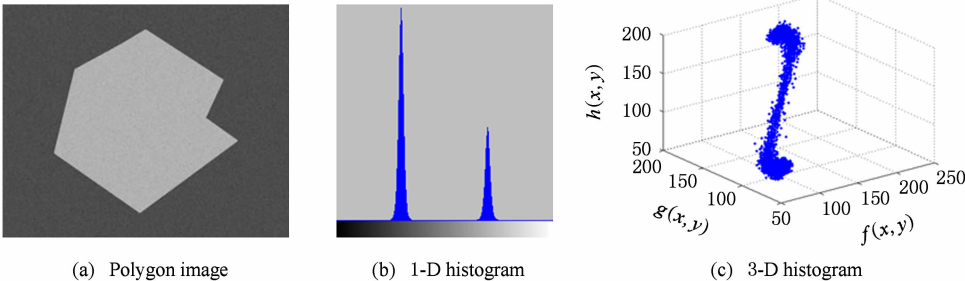


Fig. 3 Polygon image and its 1-D and 3-D histograms.
图 3 多边形图像及其一维和三维直方图

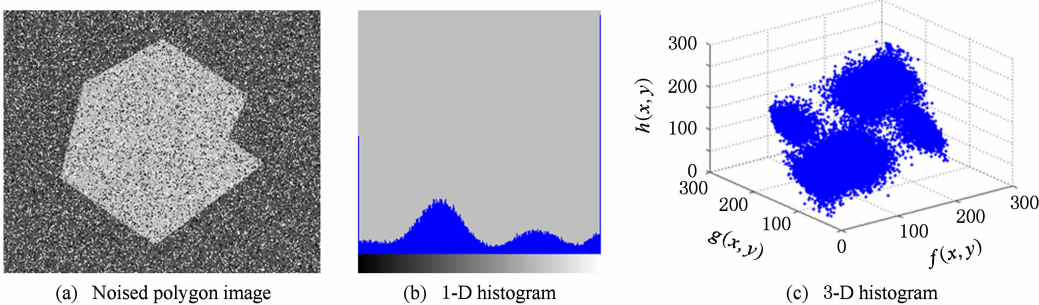


Fig. 4 Noised polygon image and its 1-D and 3-D histograms.
图 4 含噪多边形图像及其一维和三维直方图

且其三维直方图也不再沿体对角线方向分布,若采用全局方法将无法对其进行有效分割^[27].

文献[27]首先根据三维直方图中点沿体对角线方向分布这一特性提出了如下矫正方案:

设某一像素点 (x,y) 处的像素值三元组为 (p_1, p_2, p_3) ,若 p_i, p_j, p_k 满足: $|p_k - p_i| > |p_j - p_i|$ 且 $|p_k - p_j| > |p_j - p_i|$, 其中 $1 \leq i, j, k \leq 3$ 且 $i \neq j \neq k$, 则:

$$p_k = \frac{1}{2}(p_i + p_j). \tag{20}$$

对含噪多边形图进行三维直方图重建后的三维直方图如图 5 所示,从而有效提高了抗噪性能.

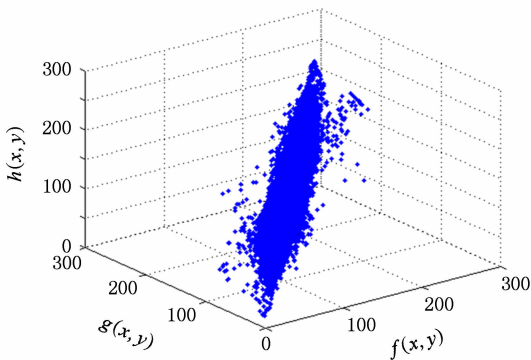


Fig. 5 Corrected 3-D histogram of the noisy polygon image.

图 5 对含噪多边形图像矫正后的三维直方图

文献[27]同样利用三维直方图中点的这一分布特性,分别把这些点向其体对角线上进行投影,并利用原点到其投影点的距离来度量该点的分布,距离 d 的计算为

$$d = \frac{\sqrt{3}}{3}(f + g + h). \tag{21}$$

然后统计每个投影点的个数来得到一个新的一维直方图,其灰度级 $L' = \lfloor \sqrt{3}L \rfloor$, 若 $L = 256$ 则 $L' = 443$. 降维后的时间复杂度为 $O(L)$, 相对三维方法^[24-26]在执行效率上得到了大幅度提升. 图 6 所示为对含噪多边形图像进行三维直方图重建和降维方法后得到的一维直方图,矫正后的一维直方图呈明显的双峰分布,这有利于采用全局方法进行处理.

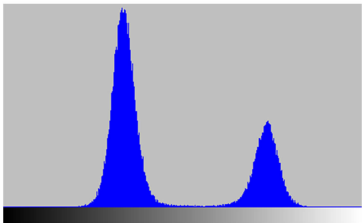


Fig. 6 Corrected 1-D histogram of the noisy polygon image.

图 6 对含噪多边形图像矫正后的一维直方图

文献[27]只将该方法应用到 Otsu 算法上,而本文将进一步推广,分别应用到最小误差法、最大熵方法和本文提出的改进最大熵法上,提出了一种鲁棒的全局阈值分割算法框架,同时结合本文提出的采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架思想,本文提出了一个鲁棒的采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(RTOF). 除了以上 4 种全局方法外,还可将本文提出的 RTOF 框架应用到文献[2]提到的其他全局阈值分割算法当中.

对于受噪声干扰的图像,本文先采用鲁棒的全局阈值分割算法进行初始分割,再采用高斯分布拟合的阈值优化方法进行阈值优化,以获得最佳阈值. 图 7 为对受噪声干扰的多边形图像(图 4(a))以最

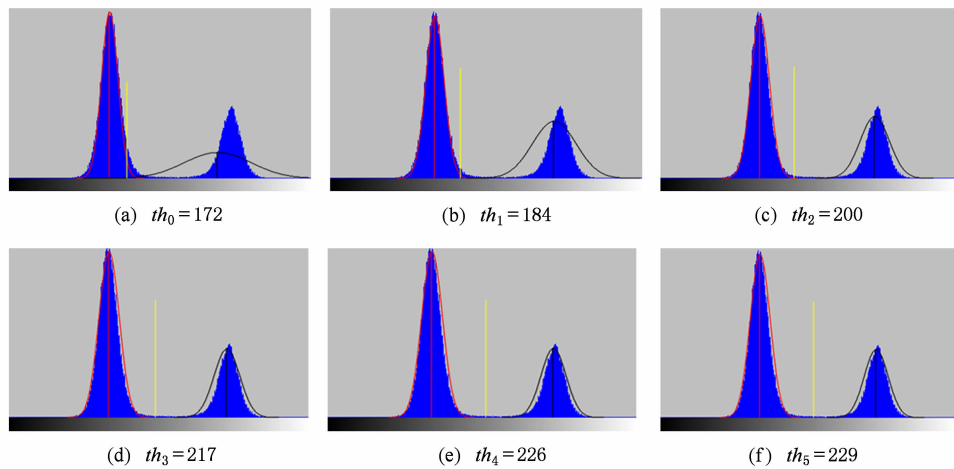


Fig. 7 Thresholds optimizing process of the noisy polygon image.

图 7 含噪声多边形图像阈值优化过程

大熵算法为例进行初始分割后采用高斯拟合的阈值优化方法进行阈值优化的过程。

整个优化过程共迭代了 5 次,从图 7 可以看出,得到的初始阈值并不理想,但随着不断优化,拟合出的 2 个高斯分布与实际分布的误差逐渐减小,直至最后几乎完全重合以搜索出最佳阈值。

2.3 本优化算法收敛性分析

根据本文假设,待分割图像或图像块的直方图均呈双峰分布.采用以上 3 种全局方法进行分割后得到 2 个部分,并估计 2 个高斯分布 $N_0(\mu_0, \sigma_0^2)$ 和 $N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$,其中 $\mu_0 < \mu_1$,假设 $\sigma_0 < \sigma_1$,反之亦然,则:

1) 根据式 (15) 得: $p(\mu_0 | 0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0}$, $p(\mu_0 | 1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(\mu_0 - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) < \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} < \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_0}$,

所以有 $p(\mu_0 | 0) > p(\mu_0 | 1)$;

2) 若 $p(\mu_1 | 0) \geq p(\mu_1 | 1)$,则分布 $N_0(\mu_0, \sigma_0^2)$ 覆盖了分布 $N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$,即由其组成的混合分布呈单峰分布,与假设不符,所以有 $p(\mu_1 | 0) < p(\mu_1 | 1)$;

3) 由于分布 $N_0(\mu_0, \sigma_0^2)$ 在 $[\mu_0, \mu_1]$ 区间内单调递减,分布 $N_1(\mu_1, \sigma_1^2)$ 在 $[\mu_0, \mu_1]$ 区间内单调递增,根据结论 1) 和结论 2) 可得,在 $[\mu_0, \mu_1]$ 区间内必存在 2 个高斯分布曲线的一个交点;

4) 根据以上结论,在本优化方法的每一次迭代过程中均能搜索到一个最佳阈值.随着优化过程不断进行,估计出的 2 个高斯分布逐渐趋于稳定,对背景和目标的实际分布的拟合也越来越准确.由于直方图分布范围有限,所以在有限迭代次数内必定能确定出 2 个稳定的高斯分布,其交点即为最佳全局阈值。

由上可知,本优化算法在一维直方图上(灰度级为 L 或 $\lfloor \sqrt{3}L \rfloor$)必收敛到一个最佳阈值,其最大的迭代次数为灰度级数 L 或 $\lfloor \sqrt{3}L \rfloor$.因此本优化算法的时间复杂度为 $O(L)$.由于最大类间方差法、最小误差法以及最大熵法的时间复杂度均为 $O(L)$,因此本文提出的采用高斯拟合的全局阈值算法的时间复杂度仍为 $O(L)$ 。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境、参数设置及测试图像

本仿真实验选用了如下测试环境:AMD Athlon 7750 Dual-Core 2.70 GHz,2 GB 内存,VS2008 编程

环境,采用了 C++ 编程语言和 OpenCV 计算机视觉库。

本实验分为自然图像分割测试、受噪声干扰图像分割测试以及不均匀光照图像分割测试.对于第 1 种,实验采用 TOF 方法和 RTOF 方法分别进行测试;对于后 2 种,实验仅采用 RTOF 方法进行测试.其中设置参数 $\Delta=2$ 。

实验结果给出了阈值优化过程曲线图、部分初始分割结果和部分最终分割结果以及各全局算法迭代过程中得到的阈值序列和运行时间.在阈值优化曲线图中,横坐标 n 为迭代次数,纵坐标 th 为分割阈值,对于 TOF 方法阈值范围为 $[0, 255]$,对于 RTOF 方法阈值范围为 $[0, 442]$,其中当 $n=1$ 时对应为采用各全局算法得到的初始分割阈值。

在图表中本文对各全局方法均采用了简写方式: $O(t)$ 指 Otsu 算法, $J(t)$ 指最小误差法, $E(t)$ 指最大熵法,在阈值优化曲线图中对这 3 种全局方法采用不同颜色加以区分。

实验中除了图 2(a)的硬币图像和图 4(a)的含噪多边形图像 2 幅测试图像外,图 8 给出了另外 4 幅实验采用的测试图像:含噪硬币图像、含噪铁块图像、有阴影的文本图像和不均匀光照的米粒图像。

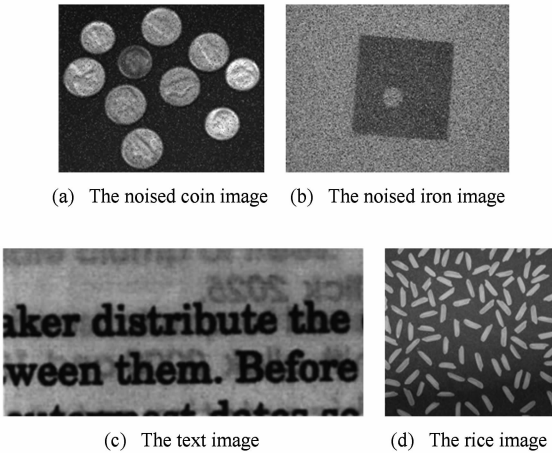


Fig. 8 Testing images.

图 8 测试图像

3.2 实验 1

在如图 9 所示的“实验结果 1”中,图 9(a)~(d)、图 9(e)~(h)、图 9(i)~(l)分别为对硬币图像采用 TOF 方法和 RTOF 方法以及对含噪硬币图像采用 RTOF 方法得到的阈值优化曲线图和部分分割结果,表 1 为相应的各全局算法优化过程中得到的阈值序列以及运行总时间。

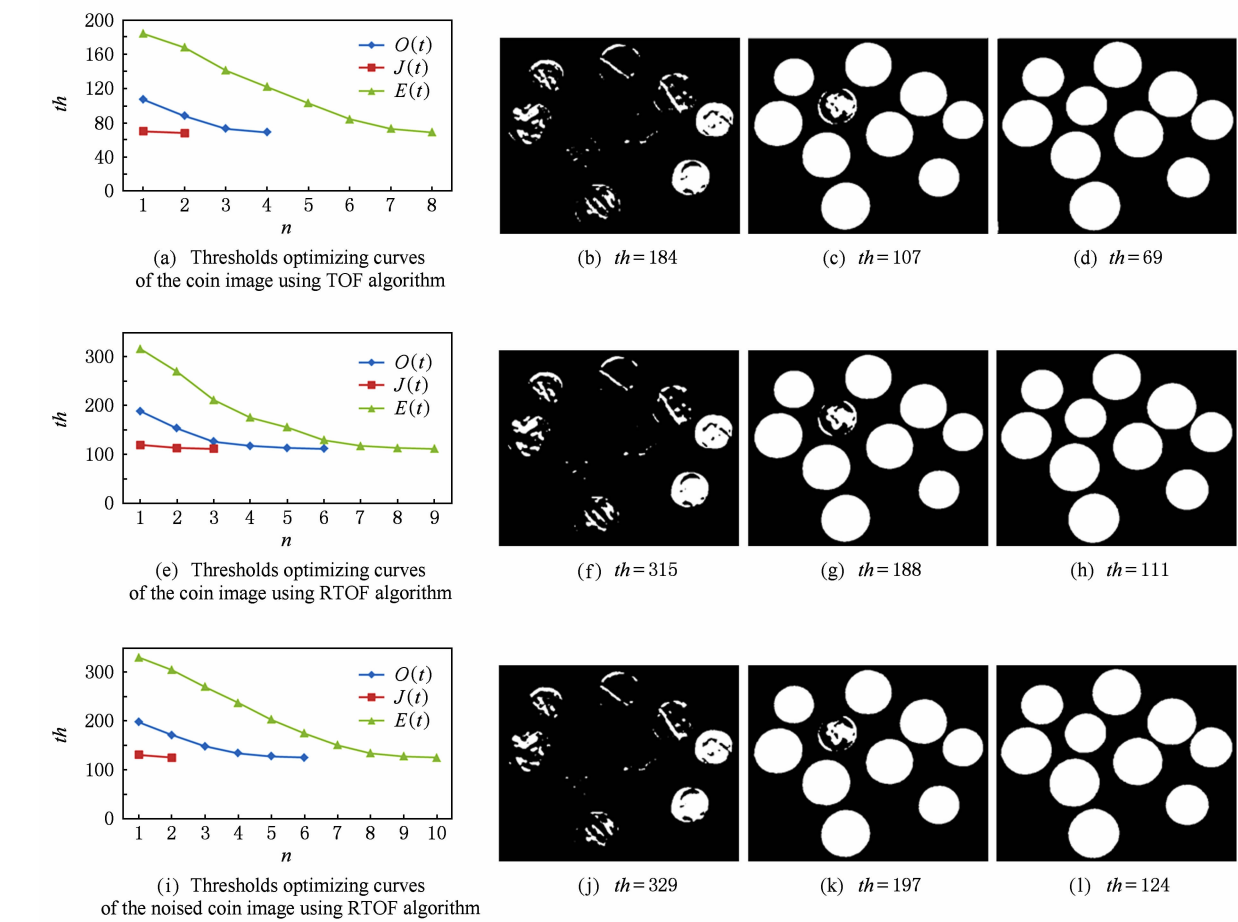


Fig. 9 The first experimental result.

图 9 实验结果 1

Table 1 Thresholds Sequence and Running Time of the First Experimental Result						
表 1 实验结果 1 中阈值序列和运行时间						
Algorithm	The Coin Image (TOF)		The Coin Image (RTOF)		The Noised Coin Image (RTOF)	
	Thresholds Sequence	Running Time/ms	Thresholds Sequence	Running Time/ms	Thresholds Sequence	Running Time/ms
$O(t)$	(107,88,73,69)	16	(188,153,126,117,113,111)	32	(197,170,147,133,127,124)	32
$J(t)$	(70,68)	15	(119,113,111)	31	(130,124)	31
$E(t)$	(184,168,141,122,103,84,73,69)	16	(315,269,211,175,155,129,117,113,111)	47	(329,303,269,236,202,174,150,133,127,124)	47

从实验 1 可以发现,采用 3 种不同的全局方法得到的初始阈值相差很大,其中由最小误差法得到的初始阈值最理想,由最大熵方法得出的初始阈值最不理想,但通过本文提出的采用高斯拟合的阈值优化方法经多次优化后最终均能收敛到一个最佳阈值位置.

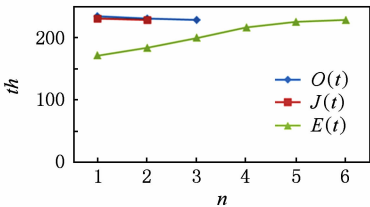
3.3 实验 2

在如图 10 所示的“实验结果 2”中,图 10(a)~(d)、图 10(e)~(h)、图 10(i)~(k)、图 10(l)~(n)分别为对含噪多边形图像采用 RTOF 方法、对含噪铁块图像采用 RTOF 方法以及对含阴影文本图像

分别采用 TOF 和 RTOF 方法得到的阈值优化曲线图和部分分割结果;表 2 为相应的各算法优化过程中得到的阈值序列以及算法运行总时间.从实验结果仍可以发现,采用本文方法经多次迭代后最终均能收敛到最佳阈值位置,且最终分割结果较为理想.

由于全局算法执行效率高,所以本文方法搜索到最佳阈值所用时间很短,如表 1 和表 2 所示.从实验结果 1 和实验结果 2 还可以看出,对于自然图像,采用 TOF 方法和 RTOF 方法均能搜索到最佳阈值,

且分割结果均较为理想,只是采用 RTOF 方法处理时间略长,如表 1 和表 2 所示,这是由于 RTOF 方法采用了三维直方图重建和降维思想,以此增加了处理时间.另外,对于受噪声干扰待处理图像采用 RTOF 方法处理后同样均能收敛到最佳阈值位置,且分割结果较为理想,具有稳健的抗噪性能.



(a) Thresholds optimizing curves of the noised polygon image using RTOF algorithm



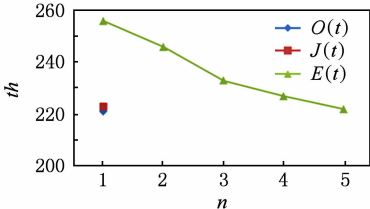
(b) $th=172$



(c) $th=235$



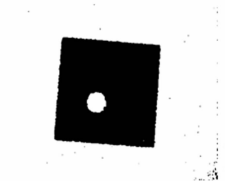
(d) $th=229$



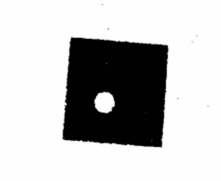
(e) Thresholds optimizing curves of the noised iron image using RTOF algorithm



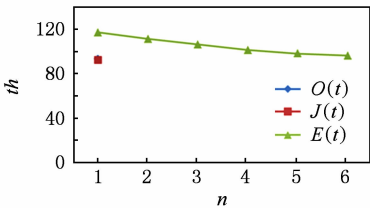
(f) $th=256$



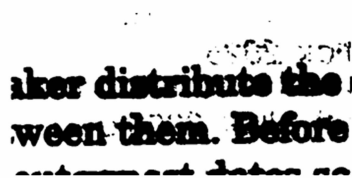
(g) $th=233$



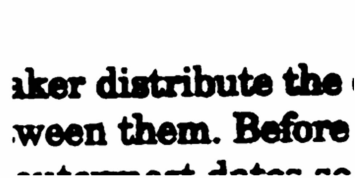
(h) $th=222$



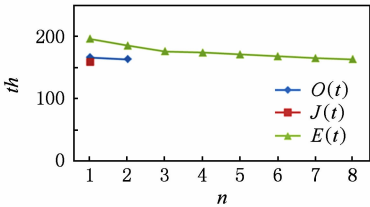
(i) Thresholds optimizing curves of the text image using TOF algorithm



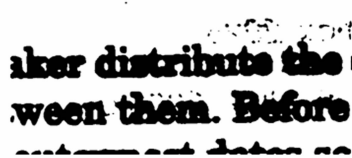
(j) $th=117$



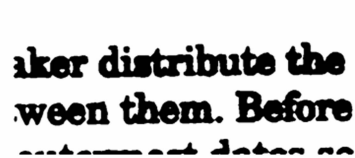
(k) $th=93$



(l) Thresholds optimizing curves of the text image using RTOF algorithm



(m) $th=198$



(n) $th=165$

Fig. 10 The second experimental result.

图 10 实验结果 2

Table 2 Thresholds Sequence and Running Time of the Second Experimental Result

表 2 实验结果 2 中阈值序列和运行时间

Algorithm	The Noised Polygon Image (RTOF)		The Noised Iron Image (RTOF)		The Text Image (TOF)		The Text Image (RTOF)	
	Thresholds Sequence	Running Time/ms	Thresholds Sequence	Running Time/ms	Thresholds Sequence	Running Time/ms	Thresholds Sequence	Running Time/ms
$O(t)$	(235,231,229)	31	(221)	32	(93)	15	(168,165)	31
$J(t)$	(231,229)	32	(223)	31	(92)	15	(161)	31
$E(t)$	(172,184,200, 217,226,229)	32	(256,246,233, 227,222)	47	(117,111,106, 101,98,96)	16	(198,187,178,176, 173,170,167,165)	47

3.4 实验 3

图 11 是对不均匀光照米粒图像的实验结果. 图 11(a)为其一维灰度直方图,灰度级范围为[0,442],可知该直方图呈多峰多谷分布,这是不均匀光照造成的结果. 图 11(b)为基于该直方图采用全局方法分割结果,可以看出底部较暗目标已严重丢失. 针对此不均匀光照情况,本文这里仅采用比较简单的分块方式将米粒图像进行细化,如图 11(c)所示,然后对各个图像块采用 RTOF 方法进行分割,分割结果见图 11(d)所示. 图 11(e)~(h)为对图像块 1~4 分别处理得到的阈值优化曲线图,可以看出各全局算法

最终都收敛到了一个几乎相等的阈值,表 3 为相应的阈值序列.

从以上 3 个实验可以发现,虽然对于不同测试图像或图像块,采用以上 3 种全局方法得到的初始阈值均存在一定差异,同时在阈值优化过程中的迭代次数也不尽相同,如在实验结果 1 和实验结果 2 中最大熵方法的整体分割性能最差,而在实验结果 3 中却是 Otsu 算法的整体分割性能最差. 由于与本文方法采用了相同的基本假设,因此整个实验中最小误差法的整体分割性能最好,但可以发现,采用本文优化方法最终均能收敛到一个几乎相同的最佳阈值位置.

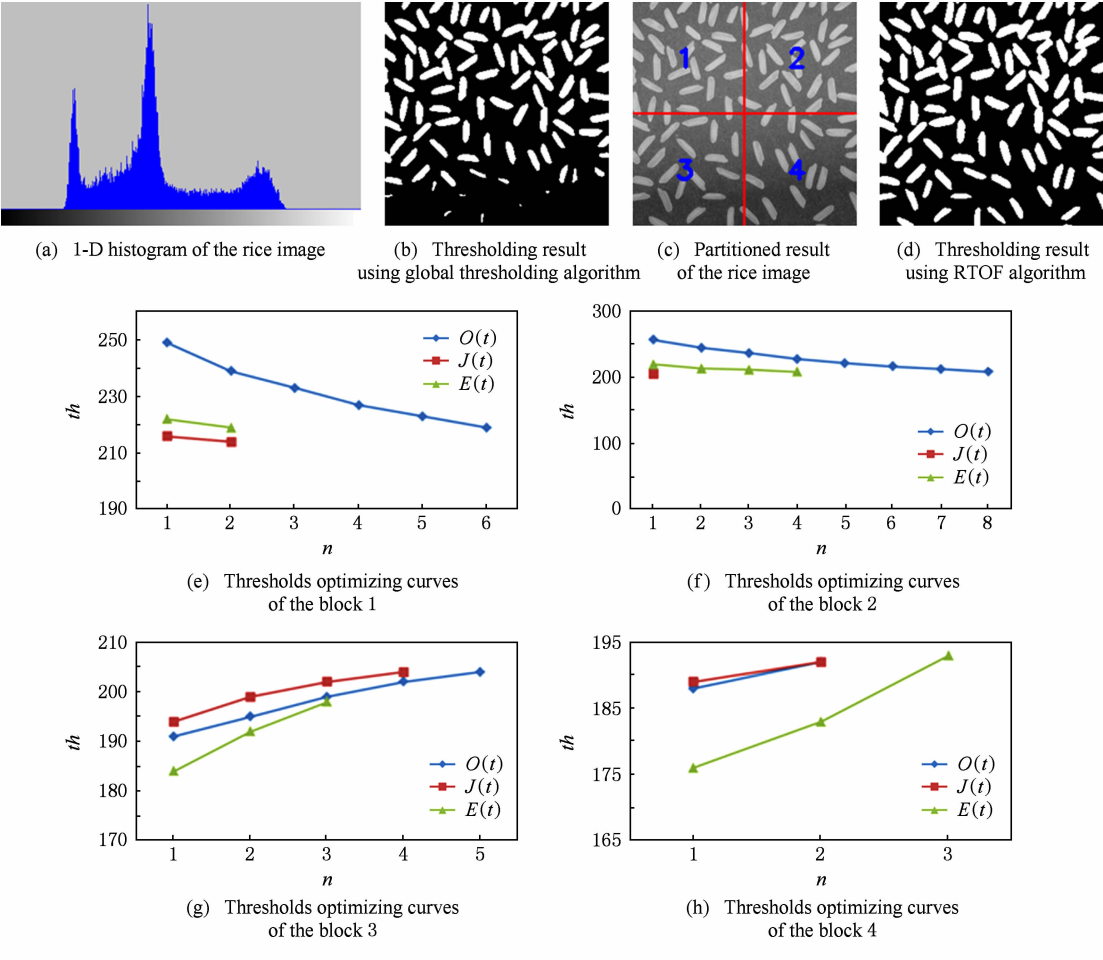


Fig. 11 The third experimental result.
图 11 实验结果 3

Table 3 Thresholds Sequence of the Third Experimental Result
表 3 实验结果 3 中阈值序列

Algorithm	Image Block 1	Image Block 2	Image Block 3	Image Block 4
$O(t)$	(249,239,233,227,223,219)	(257,245,237,228,222,217,213,209)	(191,195,199,202,204)	(188,192)
$J(t)$	(216,214)	(206)	(194,199,202,204)	(189,192)
$E(t)$	(222,219)	(220,214,212,209)	(184,192,198)	(176,183,193)

4 总 结

针对由 Otsu 算法、最大熵法和最小误差法所获取阈值存在一定偏差这一问题以及现今仍没有相关文献对这些经典全局方法进行定性分析比较,本文提出了一种采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(TOF).该框架先采用以上全局方法对图像进行初始分割以获取初始阈值,然后采用高斯分布对分割出的背景和目标进行拟合,通过迭代拟合方式最终获取最佳阈值.为了提高抗噪性能,本文结合三维直方图重建和降维思想提出了一种鲁棒的采用高斯拟合的全局阈值算法阈值优化框架(RTOF).本文还对本优化方法进行了收敛性分析得出,不管用以上 3 种全局方法获得初始阈值相差多大,采用本文优化框架均能收敛到一个最佳阈值,另外,本优化方法还具有稳健的抗噪性能和较高的执行效率.

在下一步研究过程中,可将本优化框架应用到文献[2]中的其它全局阈值分割算法当中来进一步分析比较各全局方法的分割性能.另外,还可将本优化框架应用到多级阈值分割算法当中,以便处理直方图呈多峰多谷分布的待处理图像.

参 考 文 献

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 81-93
- [2] Sezgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-168
- [3] Vantaram S R, Saber E. Survey of contemporary trends in color image segmentation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2012, 21(4): 255-262
- [4] Andreopoulos A, Tsotsos J K. 50 years of object recognition: Directions forward [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(8): 827-891
- [5] Kim I K, Jung D W, Park R H. Document image binarization based on topographic analysis using a water flow model [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 265-277
- [6] Oh H H, Lim K T, Chien S I. An improved binarization algorithm based on a water flow model for document image with inhomogeneous backgrounds [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(12): 2612-2625
- [7] Pai Y T, Chang Y F, Ruan S J. Adaptive thresholding algorithm: Efficient computation technique based on intelligent block detection for degraded document images [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(9): 3177-3187
- [8] Chou Chienhsing, Lin Wenhsung, Chang Fu. A binarization method with learning-build rules for document images produced by cameras [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1518-1530
- [9] Long Jianwu, Shen Xuanjing, Chen Haipeng. Interactive document images thresholding segmentation algorithm based on images regions [J]. Journal of Computer Research and Development, 2012, 49(7): 1420-1431 (in Chinese)
(龙建武, 申铨京, 陈海鹏. 基于图像区域的交互式文本图像阈值分割算法[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(7): 1420-1431)
- [10] Wen J, Li S, Sun J. A new binarization method for non-uniform illuminated document images [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(6): 1670-1690
- [11] Ng H F. Automatic thresholding for defect detection [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 532-535
- [12] Yousef A K, Wiem L, William L, et al. Improved automatic detection and segmentation of cell nuclei in histopathology images [J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2010, 57(4): 841-852
- [13] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66
- [14] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285
- [15] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding [J]. Pattern Recognition, 1986, 19(1): 41-47
- [16] Fan Jiulun, Xie Wenxin. Minimum error thresholding: A note [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(8): 705-709
- [17] Liao P S, Chew T S, Chung P C. A fast algorithm for multilevel thresholding [J]. Journal of Information Science and Engineering, 2001, 17(5): 713-727
- [18] Fan S K, Lin Y. A multi-level thresholding approach using a hybrid optimal estimation algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(5): 662-669
- [19] Huang D Y, Wang C H. Optimal multi-level thresholding using a two-stage Otsu optimization approach [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(3): 275-284
- [20] Sathya P D, Kayalvizhi R. Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(4): 595-615
- [21] Brink A D. Thresholding of digital images using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(8): 803-808
- [22] Liu Jianzhuang, Li Wenqing. The automatic thresholding of gray-level pictures via two-dimensional Otsu method [J]. Acta Automatica Sinica, 1993, 19(1): 101-105 (in Chinese)
(刘健庄, 栗文清. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101-105)

[23] Fan Jiulun, Lei Bo. Two-dimensional extension of minimum error threshold segmentation method for gray-level images [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(4): 386-393 (in Chinese) (范九伦, 雷博. 灰度图像最小误差阈值分割法的二维推广[J]. 自动化学报, 2009, 35(4): 386-393)

[24] Jing Xiaojun, Li Jianfeng, Liu Yulin. Image segmentation based on 3-D maximum between-cluster variance [J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1281-1285 (in Chinese) (景晓军, 李剑锋, 刘郁林. 一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1281-1285)

[25] Fan Jiulun, Zhao Feng, Zhang Xuefeng. Recursive algorithm for three-dimensional Otsu's thresholding segmentation method [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1398-1402 (in Chinese) (范九伦, 赵凤, 张雪峰. 三维 Otsu 阈值分割方法的递推算法[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1398-1402)

[26] Wang Na, Li Xia, Chen Xiaohong. Fast three-dimensional Otsu thresholding with shuffled frog-leaping algorithm [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 1809-185

[27] Shen Xuanjing, Long Jianwu, Chen Haipeng, et al. Otsu thresholding algorithm based on rebuilding and dimension reduction of the three-dimensional histogram [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5): 1108-1114 (in Chinese) (申铨京, 龙建武, 陈海鹏, 等. 三维直方图重建和降维的 Otsu 阈值分割算法[J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1108-1114)

[28] Xu Xiangyang, Xu Shengzhou, Jin Lianghai, et al. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications [J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7): 956-961



Chen Haipeng, born in 1978, Associate professor. Member of China Computer Federation. His research interests include digital image processing, pattern recognition and multimedia information security (chenhp@jlu.edu.cn).



Shen Xuanjing, born in 1958. Professor and PhD supervisor. His research interests include digital image processing, pattern recognition, multimedia technology, intelligent measurement system and optical-electronic hybrid system.



Long Jianwu, born in 1984. PhD and lecturer. His research interests include image processing and computer vision (jwlong@cqut.edu.cn).

《信息安全研究》期刊简介

习近平总书记指出“没有网络安全就没有国家安全,没有信息化就没有现代化”。数字时代信息安全工具的大众化是不可阻挡的历史潮流。大众化的信息安全已经直接影响到我们每个人的利益,信息安全已成为国家、地方区域经济结构优化提升和转型发展的新机遇。在信息安全上升为国家战略、行业迎来崭新发展机遇形势下,《信息安全研究》期刊应时代而生。

《信息安全研究》是由国家发改委主管、国家信息中心主办的中文学术期刊,其宗旨是集中展示和报道国际、国内网络和信息安全研究领域研究成果及最新应用,传播信息安全基础理论和技术策略,服务国家信息安全形势发展需要。所刊登的论文均经过专家严格评审。

《信息安全研究》将于 2015 年 10 月创刊发行。刊期为月刊,每期 96 页,由《信息安全研究》杂志社出版,国内外公开发行。

《信息安全研究》将以研究致以应用,搭建信息安全领域的学术交流平台,愿意和同行业及社会各界建立联系,友好合作,共赢美好未来。欢迎大家积极投稿、赐稿,洽谈合作。

投稿邮箱:ris@cei.gov.cn
编辑部联系人:崔先生(185 0008 6481)
马先生(158 1058 2450)