

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211941

# 皮尔逊相关性最大化导向的自动阈值分割方法<sup>\*</sup>

邹耀斌<sup>1,2</sup> 齐慧康<sup>2</sup> 孙水发<sup>1,2</sup>

(1.湖北省水电工程智能视觉监测重点实验室(三峡大学)宜昌 443002; 2.三峡大学计算机与信息学院 宜昌 443002)

**摘要:** 现有阈值分割方法大多只适应于处理某种特定灰度分布模式的图像,为了在统一框架内处理不同灰度分布模式情形下的自动阈值选择问题,提出了一种皮尔逊相关性最大化导向的自动阈值分割方法。该方法首先对原始图像进行边缘检测以产生参考模板图像;然后对不同阈值下的二值图像进行轮廓提取以产生对应的轮廓图像;最后采用皮尔逊相关系数衡量不同轮廓图像与参考模板图像之间的相似性,并将相似性取最大值时所对应的阈值作为最终分割阈值。提出的方法和新近提出的3个阈值方法和4个非阈值方法进行了比较。在具有不同灰度分布模式的4幅合成图像和50幅真实世界图像上的实验结果表明:在合成图像集中,相比于分割精度第2的方法,平均误分类率降低了0.1403;在真实世界图像集中,相比于分割精度第2的方法,平均误分类率降低了0.1215。提出的方法虽然在计算效率方面不占有优势,但它对不同灰度分布模式的图像具有更灵活的分割适应性,能获得精度更高的分割结果图像。

**关键词:** 阈值分割;图像间相似性;模板匹配;皮尔逊相关系数

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Automatic thresholding segmentation guided by maximizing Pearson correlation

Zou Yaobin<sup>1,2</sup> Qi Huikang<sup>2</sup> Sun Shuifa<sup>1,2</sup>

(1. Hubei Key Laboratory of Intelligent Vision Based Monitoring for Hydroelectric Engineering (China Three Gorges University), Yichang 443002, China;

2. College of Computer and Information Technology, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** Most of the existing image thresholding methods are only suitable for processing the images with a specific gray level distribution. To deal with the issue of threshold selection in different gray level distribution within a unified framework, an automatic thresholding segmentation method guided by maximizing Pearson correlation is proposed. This method first performs edge detection on the original image to generate a reference template image; then it performs contour extraction on the binary images obtained by different thresholds to generate the corresponding contour images; it finally utilizes Pearson correlation coefficient to measure the similarities between different contour images and reference template images, and the threshold corresponding to the maximal similarity is selected as the final segmentation threshold. The proposed method is compared with 3 newly proposed thresholding methods and 4 non-thresholding methods. The experimental results on 4 synthetic images and 50 real-world images with different gray level distribution show that, compared with the second best method in segmentation accuracy, the proposed method is reduced by 0.1403 and 0.1215 in terms of the average misclassification error on the synthetic images and the real-world images, respectively. The proposed method has no advantage in computational efficiency, but it has more flexible segmentation adaptability to images with different gray level distribution patterns, and can obtain segmentation result images with higher accuracy.

**Keywords:** thresholding segmentation; similarities between images; template matching; Pearson correlation coefficient

## 0 引言

阈值分割因实现相对简单且计算量较小等特点而成为

图像分割中最基本和最常用的分割技术之一。阈值分割的基本原理是将图像中每个像素的灰度值与选择的阈值进行比较,从而将图像划分为目标区域和背景区域<sup>[1]</sup>。阈值分

收稿日期:2022-11-04

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(61871258)项目资助

割结果的好坏直接受所选阈值的影响,因而如何快速自动地选择出合理阈值成为阈值分割方法的核心问题。

从不同思想和理论出发,许多新颖的阈值分割方法被陆续提出<sup>[2]</sup>。其中,形状阈值法<sup>[3-4]</sup>、熵阈值法<sup>[5-9]</sup>和聚类阈值法<sup>[10-13]</sup>相对更具代表性。形状阈值法主要通过分析灰度直方图的峰-谷特征选择出合理的阈值。例如,Xing 等<sup>[3]</sup>提出了一种修正谷点度量的改进方法,它基于二阶差分的谷点度量来构造更有效的目标函数,以期让所选阈值更可能的位于直方图双峰间的谷点处。Wang 等<sup>[4]</sup>提出了一种斜率差分分布的阈值选择方法。它根据直方图斜率差分分布的峰值将像素划分为不同类,再结合斜率差分分布的谷值来选择阈值。由于形状阈值法主要是通过分析灰度直方图的峰-谷特征来选择合理的阈值,而因噪声、随机细节、点扩散或者目标和背景大小比例等诸多因素的影响,并不是所有图像的灰度直方图都能够呈现出较为明显的峰-谷特征,这时形状阈值法因难以找到合理阈值而容易产生较严重的误分割。

熵阈值法主要是通过利用各种熵信息来确定分割阈值<sup>[5-9]</sup>。Kapur 等提出的最大熵法是经典的熵阈值选取方法之一,它以最大化目标熵和背景熵之和为准则来选择阈值。当目标和背景的灰度分布呈现为均匀分布且分布不重叠时,最大熵法可以获得理论上的最优分割阈值。然而,在真实世界图像中目标和背景的灰度分布一般难以满足均匀分布的要求,这使得最大熵法难以获得合理阈值<sup>[5]</sup>。近年来,研究人员在最大熵法的基础上提出了许多改进方法<sup>[6-9]</sup>。例如 Renyi 熵阈值法<sup>[6]</sup>、Tsallis 熵阈值法<sup>[7]</sup>、Kaniadakis 熵阈值法<sup>[8]</sup>等。这些改进的方法通过引进带参数的熵模型在不同程度上提高了最大熵法的分割适应性,但它们的分割结果对熵模型所使用的参数较为敏感,而这些改进的熵方法仍缺乏行之有效的参数自动选择策略。

聚类阈值法主要通过对灰度信息进行聚类分析来建立阈值选择的目标函数。Otsu 法是一种代表性的基于非模糊聚类的方法<sup>[10]</sup>,当目标和背景的大小较为均衡且灰度直方图呈现出较为明显的双峰特征时,Otsu 法通常能输出较好的分割结果。但在目标和背景的大小严重失衡时,Otsu 法容易产生严重误分割。为克服 Otsu 法的不足,许多改进方法被提出,例如,Yuan 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于加权对象方差的 Otsu 方法,它将权重参数引入到目标函数,以期所选阈值位于直方图两峰的谷底或单峰的左下边缘。Cao 等<sup>[12]</sup>提出了一种无参数阈值法,它不仅要求目标和背景之间的方差最大化,而且每个类的均值与图像整体均值之间的距离也应最大化。尽管这些改进方法在不同程度上克服了 Otsu 法在单峰模式下的不足,但由于它们未考虑像素空间位置信息,往往难以有效处理具有无峰或多峰模式的灰度图像。

总体而言,现有的主流阈值分割方法大多限于分割具有某种特定灰度分布模式的图像,而现实中图像因噪声、随

机细节、目标和背景大小比例等诸多因素的影响,灰度分布呈现出的模式往往复杂多样,如何从不同灰度分布模式的图像中自动选择出合理的分割阈值是一个难点问题。为了在统一框架内处理不同灰度分布模式情形下的阈值选择问题,本文提出了一种皮尔逊相关性最大化导向的自动阈值分割方法(maximizing Pearson correlation, MPC),它将阈值的选择问题转换为图像间相似性的计算问题。MPC 方法的基本思路是将原始灰度图像的边缘图像视为参考模板图像,将不同阈值下的二值图像借助轮廓提取技术而获得的一系列轮廓图像集合视为输入图像集,并采用皮尔逊相关系数<sup>[14]</sup>(Pearson correlation coefficient, PCC)作为参考模板图像和轮廓图像之间相似性的测度,最终通过在输入图像集中搜索与参考模板图像相似性最大的特定轮廓图像来确定最优分割阈值。在具有不同灰度分布模式的 4 幅合成图像和 50 幅真实世界图像上,将 MPC 方法与 3 个阈值分割方法、1 个活动轮廓分割方法、1 个过渡区域分割方法以及 2 个聚类分割方法进行了比较。实验结果表明提出的 MPC 方法对不同灰度分布模式的图像具有更灵活的分割适应性,能获得精度更高的分割结果图像。

## 1 提出的 MPC 方法

### 1.1 方法的总体框架

图 1 直观展示了 MPC 方法的基本思想与关键步骤。令  $F$  表示一幅待分割的原始灰度图像,给定一个灰度值  $t$  对其阈值化,可得一幅二值图像  $Y(t)$ 。对  $Y(t)$  进行轮廓提取,可得一幅对应的轮廓图像  $E(Y(t))$ 。对应不同的灰度值  $t$  可以提取出不同的轮廓图像。依次遍历原始图像  $F$  的灰度区间  $[t_{\min}, t_{\max}]$ ,对该区间内每一个可能的灰度值  $t$  分别进行阈值化和轮廓提取,可以得到一组轮廓图像集合  $E = \{E(Y(t)) \mid t \in [t_{\min}, t_{\max}]\}$ 。(参考图 1 实线框)。

对于原始图像  $F$ ,其边缘图像和其阈值图像对应的轮廓图像通常存在一定的相似性,这是因为边缘和轮廓作为基本的图像特征,它们都在不同程度上客观地描述了目标在图像中的相对位置信息<sup>[15]</sup>。另外,不同阈值图像对应的轮廓图像与边缘图像又存在不同程度的相似性(参考图 1 虚线框),或者说,存在与边缘图像最相似的特定轮廓图像  $E(Y(t^*))$ 。这反过来表明:使用灰度值  $t^*$  对原始图像  $F$  进行阈值化可以获得较好的分割结果  $Y(t^*)$ ,即灰度值  $t^*$  将是一个相对合理的分割阈值。

如果视图像  $F$  的边缘图像为相似性比较的参考模板图像  $M$ ,那么从定量计算的角度来看,通过搜索与参考模板图像最相似的特定轮廓图像  $E(Y(t^*))$  来计算分割阈值  $t^*$  的关键将是寻求一种有效的相似性测度。本文采用 PCC 作为衡量参考模板图像与轮廓图像之间相似性的测度,主要有以下两个原因:1)参考模板图像和轮廓图像一个为灰度图像,一个为二值图像,两者属于两种不同类型的图像,而 PCC 测度对图像类型没有明确要求,只要求两幅图

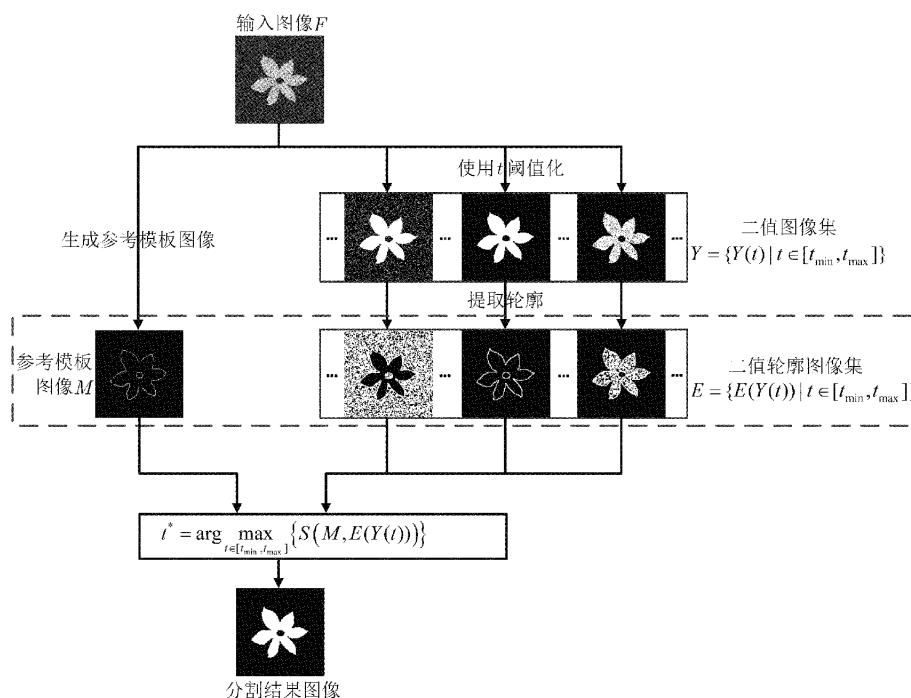


图 1 MPC 方法的基本思想与关键步骤示意图

像具有相同的像素个数即可计算 PCC 值。2) 参考模板图像通过与不同的轮廓图像进行相似性计算来选择分割阈值, 这个过程需要一定的计算量, 而 PCC 测度具有实现简单、计算速度快等特点。

根据上述分析, MPC 方法采用如下目标函数选取最终阈值  $t^*$  :

$$t^* = \arg \max_{t \in [t_{\min}, t_{\max}]} \{S(M, E(Y(t)))\} \quad (1)$$

其中,  $t_{\min}$  和  $t_{\max}$  分别表示原始图像  $F$  的最小和最大灰度值;  $S(\cdot, \cdot)$  表示利用 PCC 计算参考模板图像  $M$  和轮廓图像  $E(Y(t))$  之间的相似性, 其形式化表示为:

$$S(M, E(Y(t))) = \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - \bar{M})(E(Y(t))_i - \overline{E(Y(t))})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (M_i - \bar{M})^2 \sum_{i=1}^N (E(Y(t))_i - \overline{E(Y(t))})^2}} \quad (2)$$

其中,  $N$  表示参考模板图像  $M$  和轮廓图像  $E(Y(t))$  的像素个数;  $M_i$  和  $E(Y(t))_i$  分别表示图像  $M$  和  $E(Y(t))$  中第  $i$  个像素值;  $\bar{M}$  和  $\overline{E(Y(t))}$  分别表示图像  $M$  和  $E(Y(t))$  的像素均值。

### 1.2 参考模板图像的生成

根据 1.1 节可知, MPC 方法的一个关键步骤是: 对原始图像  $F$  进行边缘检测以生成参考模板图像  $M$ 。传统的边缘检测算法主要是利用微分来检测灰度值的不连续性, 常用的数值微分算子有 Sobel 算子、Prewitt 算子、Canny 算子等。这些算子结构简单、易于实现, 但是对图像中的噪声或随机细节较为敏感<sup>[16]</sup>, 不适合对含有噪声或者随机细节的图像进行参考模板图像的生成。

边缘检测结果的好坏在很大程度上影响着参考模板图像与轮廓图像之间的相似性计算结果。为了能够自适应地获取连续且包含较少假边缘的参考模板图像  $M$ , 设计了一种基于数学形态学理论的参考模板图像生成方法。该方法首先选取合适的结构元素与形态学运算组成双尺度形态学滤波, 对图像进行预处理操作; 然后采用差分方法计算出图像中各像素点的梯度幅值及方向; 最后通过非极大值抑制方法<sup>[17]</sup>获得极值点以产生最终的参考模板图像  $M$ 。

其中, 双尺度形态学滤波预处理是生成参考模板图像的关键。对图像  $F$  进行双尺度形态学滤波的运算公式可表示为:

$$G = F \circ A_1 \cdot A_2 \quad (3)$$

其中,  $G$  为形态学滤波后的图像;  $A_1$ 、 $A_2$  分别为  $5 \times 5$  和  $7 \times 7$  大小的方形结构元素;  $\circ$  为形态学开运算;  $\cdot$  为形态学闭运算。式(3)中, 结构元素  $A_1$  尺度较小, 去噪能力较弱, 但能更好的保持图像边缘细节信息; 结构元素  $A_2$  尺度较大, 去噪能力较强, 但更容易忽视许多细节信息。顺序运用两个不同尺度的结构元素对图像  $F$  进行开闭滤波, 既能有效降低噪声对提取边缘信息的负面影响, 又能保持更多的图像边缘细节。

对于形态学预处理后的图像  $G$ , 首先采用  $3 \times 3$  邻域一阶偏导的有限差分, 计算其沿  $x$  和  $y$  方向的一阶偏导数的数字近似:

$$P_x(i, j) = [G(i+1, j+1) + G(i+1, j) + G(i+1, j-1)] - [G(i-1, j+1) + G(i-1, j) + G(i-1, j-1)] \quad (4)$$

$$P_y(i, j) = [G(i-1, j+1) + G(i, j+1) + G(i+1, j+1)] - [G(i-1, j-1) + G(i, j-1) + G(i+1, j-1)] \quad (5)$$

再计算图像  $G$  中各像素点的梯度幅值  $D(i, j)$  和梯度方向  $\theta(i, j)$ :

$$D(i, j) = \sqrt{P_x^2(i, j) + P_y^2(i, j)} \quad (6)$$

$$\theta(i, j) = \arctan \left[ \frac{P_y(i, j)}{P_x(i, j)} \right] \quad (7)$$

最后采用非极大值抑制技术<sup>[17]</sup>对梯度幅值图像  $D$  进行边缘细化, 获得单像素边缘, 以产生最终的参考模板图像  $M$ 。

### 1.3 算法步骤

**算法 1** 算法名称: MPC

**输入** 待分割的原始灰度图像  $F$

**输出** 阈值  $t^*$  及分割结果图像

**步骤 1** 根据 1.2 节所提方法生成参考模板图像  $M$ 。

**步骤 2** 依次遍历原始图像  $F$  的灰度区间  $[t_{\min}, t_{\max}]$ , 对于该区间内每一个可能的灰度值  $t$ , 按从小到大的顺序重复执行下面的步骤 3 到步骤 5。执行时, 用  $h$  记录循环处理过程中参考模板图像与轮廓图像之间的 PCC 值, 并用  $h_{\max}$  记录循环处理过程中  $h$  的最大值, 用  $t^*$  记录当前  $h_{\max}$  对应的灰度值。令  $h$  和  $h_{\max}$  的初始值均为 0,  $t^*$  的初始值为  $t_{\min}$ 。

**步骤 3** 使用灰度值  $t$  阈值化原始图像  $F$ , 产生相应的二值图像  $Y(t)$ 。

**步骤 4** 从二值图像  $Y(t)$  中提取出对应的轮廓图像  $E(Y(t))$ , 具体操作为: 首先采用  $3 \times 3$  大小的方形结构元素对二值图像  $Y(t)$  分别做膨胀和腐蚀的形态学运算; 然后将膨胀后的二值图像减去腐蚀后的二值图像以获得相应的轮廓图像  $E(Y(t))$ 。

**步骤 5** 根据式(2)计算参考模板图像  $M$  与轮廓图像  $E(Y(t))$  之间的 PCC 值  $h$ , 并判断  $h$  和  $h_{\max}$  的大小, 如果  $h > h_{\max}$ , 则令  $h_{\max} = h, t^* = t$ 。

**步骤 6** 以最终计算出的  $t^*$  对原始图像  $F$  进行阈值化, 得到分割结果图像  $Y(t^*)$ , 最后输出  $t^*$  及  $Y(t^*)$ 。

## 2 实验结果与讨论

### 2.1 实验环境、参与比较的方法、定量评估指标

为了验证提出的 MPC 方法对不同灰度分布模式的图像具有更灵活的分割适应性及更高的分割精度, 在测试图像集方面使用了具有不同灰度分布模式的 4 幅合成图像和 50 幅真实世界图像。测试图像集和分割参考图像集可以访问 <https://share.weiyun.com/9ZBub7s0> 获得。用于测试实验的主要软硬件参数如下: Intel Core i5-10210U 1.6 GHz CPU, 16 GB DDR4 内存, Windows 10 64 位操作系统, Matlab 2016a 开发平台。

将 MPC 方法与新近提出的 3 个阈值方法和 4 个非阈

值方法进行比较, 它们分别是直方图形状斜率差分布阈值方法 (slope difference distribution, SDD)<sup>[4]</sup>、广义熵阈值方法 (generalized entropy, GE)<sup>[9]</sup>、聚类无参阈值方法 (parameter free, PF)<sup>[12]</sup>、全局和局部拟合能量驱动的活动轮廓分割方法 (active contour driven by global and local fitting energy, GLFIF)<sup>[18]</sup>、显著过渡区单目标分割方法 (robust single-object, STRSO)<sup>[19]</sup>、快速鲁棒模糊 C-均值聚类分割方法 (fast and robust fuzzy C-means, FRFCM)<sup>[20]</sup>、自适应空间强度约束和隶属关系的聚类分割方法 (spatial and intensity constraint and membership, SICM)<sup>[21]</sup>。

采用误分类率 (misclassification error, ME) 来定量评估分割方法的分割精度。ME 是定量评估分割精度的一个常用指标, 反映了分割结果图像中背景像素被错误划分为目标像素, 以及目标像素被错误划分为背景像素的比例, 其计算公式表示为<sup>[22]</sup>:

$$ME = 1 - \frac{|B_g \cap B_t| + |O_g \cap O_t|}{|B_g| + |O_g|} \quad (8)$$

其中,  $B_g$  和  $O_g$  分别表示分割参考图像中的背景和前景;  $B_t$  和  $O_t$  分别表示使用灰度值  $t$  阈值化原始图像所得二值图像中的背景和前景; 符号  $\cap$  表示取交集运算; 符号  $|\cdot|$  用以统计各部分像素点个数。当阈值化所得二值图像和分割参考图像完全相同时,  $ME = 0$ ; 当阈值化所得二值图像和分割参考图像完全相反时,  $ME = 1$ 。

### 2.2 在合成图像上的比较实验

为了检验 8 个方法的分割适应性, 先将它们分别在灰度直方图呈现为无峰、单峰、双峰和多峰特征的 4 幅合成图像上进行了分割实验。图 2 及表 1 分别给出了 8 个方法在这 4 幅合成图像上的定性和定量比较结果。从图 2(a)~(d) 可以看出, 只有 MPC 方法相对成功地从这 4 幅合成图像中分离出目标和背景, 而其他 7 个方法大多存在明显的误分割。

表 1 显示 MPC 方法在这 4 幅合成图像上的 ME 值分别为 0, 0, 0.003 5 和 0.002 4, 总体上远小于其他 7 个方法的 ME 值。容易进一步计算出在这 4 幅图像上 MPC 方法的平均 ME 值比 SDD、GE、PF、GLFIF、STRSO、FRFCM 和 SICM 方法的平均 ME 值分别降低了 0.140 3、0.242 7、0.229 1、0.175 5、0.208 3、0.172 4 和 0.143 6, 根据 ME 值越小分割精度越高的性质, 提出的 MPC 方法具有最高的分割精度。

为了进一步比较 4 个阈值分割方法在不同灰度分布模式下阈值选取方面的差异性, 图 3 直观地展示了 4 幅合成图像的灰度直方图以及不同阈值方法所选阈值。图 3 也展示了 MPC 方法目标函数对应的相似性曲线, 该曲线可通过绘制 1.3 节算法步骤中所有  $(t, h)$  点所得。在最小化 ME 值意义下 4 幅测试图像的最优分割阈值分别为 180, 184, 98 和 174。从图 3 可以观察到: MPC 方法计算出

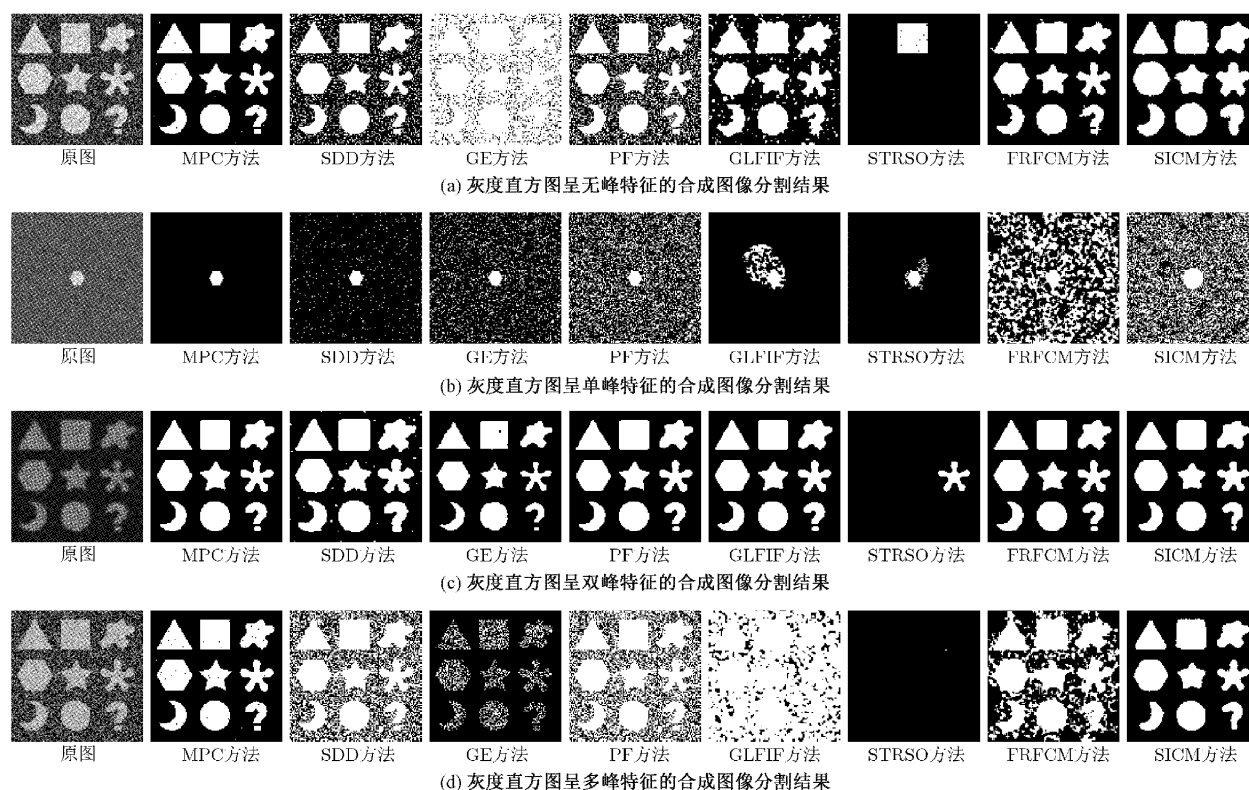


图 2 8 个方法在灰度直方图呈不同特征的 4 幅合成图像上的分割结果比较

表 1 8 个方法在 4 幅合成图像上的 ME 值

方法	图 2(a)	图 2(b)	图 2(c)	图 2(d)
MPC	0.000 0	0.000 0	0.003 5	0.002 4
SDD	0.136 0	0.030 0	0.064 7	0.336 2
GE	0.583 8	0.146 7	0.060 4	0.185 7
PF	0.212 4	0.320 1	0.004 7	0.385 1
GLFIF	0.079 0	0.033 1	0.006 1	0.589 8
STRSO	0.251 3	0.005 7	0.279 5	0.302 5
FRFCM	0.018 8	0.434 4	0.004 9	0.237 3
SICM	0.069 8	0.472 9	0.015 7	0.021 8

的分割阈值总是接近于最优阈值,而其他 3 个阈值方法所得阈值都偏离最优阈值较远。SDD 方法是一种基于直方图形状的阈值分割方法,它通过灰度直方图轮廓曲线的斜率差分分布来定位直方图的峰谷,该方法倾向于以最高峰的左侧或右侧拐角附近灰度值作为分割阈值,这使得该方法选取的阈值容易偏离最优阈值。GE 方法以目标 Masi 熵和背景 Masi 熵之和的最大化为准则来选择分割阈值,但 Masi 熵是一种含参数的广义熵,而目前 GE 方法缺乏有效的参数自动选择策略,这使得该方法难以处理不同灰度分布模式下的阈值选择问题。PF 方法的目标函数以类间方差为基础,在目标和背景大小比例失衡的情况下,拆分大类的性质让 PF 方法所得阈值倾向于大类灰度范围内

部,从而容易偏离最优阈值。

### 2.3 在真实世界图像上的比较实验

50 幅真实世界图像被用于进一步检验 8 个方法对不同灰度分布模式的分割适应性。因噪声、随机细节、点扩散或者目标和背景大小比例等诸多因素的影响,这些测试图像的灰度分布呈现出更加复杂多样的模式。其中,编号 1~10 图像的灰度分布呈现为无峰模式;编号 11~20 图像的灰度分布呈现为单峰左偏、右偏或者无偏模式;编号 21~34 图像的灰度分布呈现为双峰深谷或者平谷模式;编号 35~50 图像的灰度分布呈现为多峰模式,峰数大于等于 3。这些测试图像采集自不同应用领域,包括舰船目标监测、行人视频监控、材料无损检测、生物细胞分析、激光熔覆控制等,涉及的成像方法包括超声成像、红外热成像、涡流成像、光学显微镜成像、光学 CCD 成像等。

作为定性比较的代表性示例,图 4(a)~(d)分别给出了 8 个方法在编号为 1、13、27 和 44 的 4 幅真实世界图像上的分割结果。图 4(a)中的测试图像采集自猪群养殖监控视频,该图像背景由结构性纹理组成,且具有一定的光照不均现象。图 4(b)中的测试图像采集自红外舰船目标监测视频,该图像中的随机噪声和背景纹理,以及目标和背景的大小比例失衡等因素增加了分割的难度。图 4(c)中的测试图像是材料显微镜图像,该图像存在一定的竖状条纹光斑干扰。图 4(d)中的测试图像为飞机的红外图像,该图像中稍亮的云层对分离目标形成了一定的干扰。从

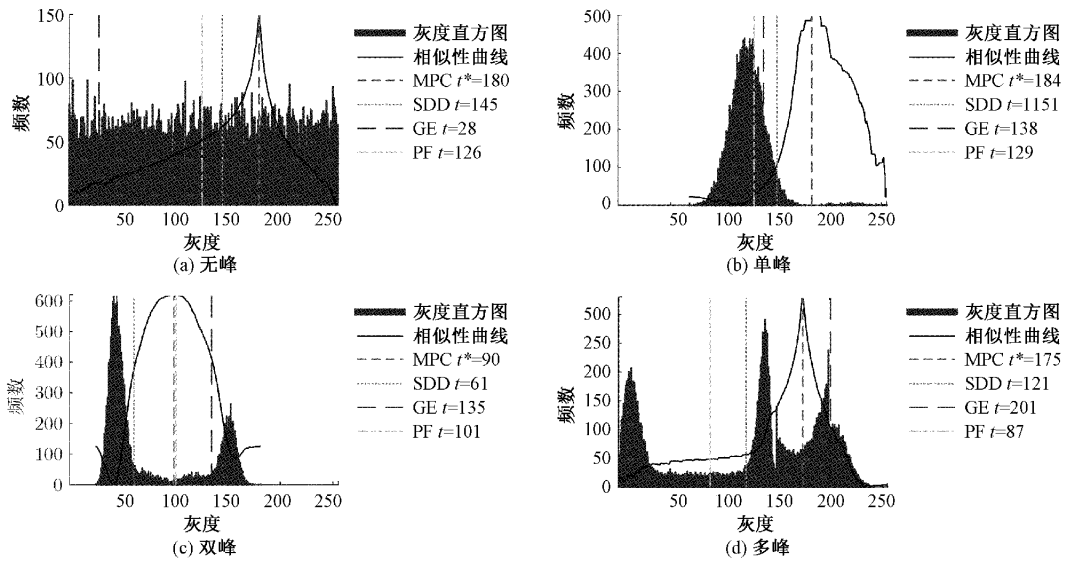


图 3 4 幅合成图像的灰度直方图、MPC 方法目标函数对应的相似性曲线以及不同阈值方法所选阈值比较

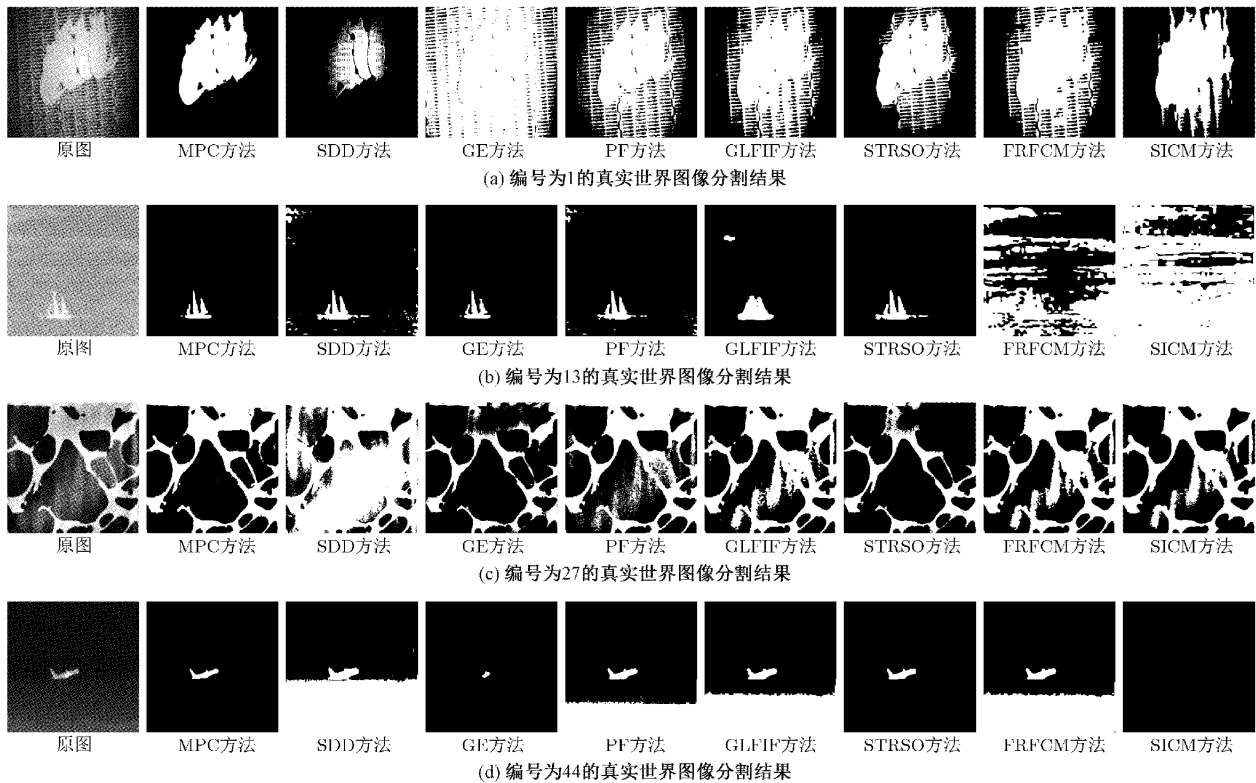


图 4 8 个方法在编号为 1、13、27 和 44 的 4 幅真实世界图像上的分割结果比较，4 幅图像的灰度分布模式分别为无峰、单峰、双峰和多峰

图 4(a)~(d) 可以看出, 只有 MPC 方法相对成功地从这 4 幅图像中分隔开目标和背景, 而其他 7 个方法大多存在明显的误分割。MPC 方法在这 4 幅测试图像上对应的 ME 值分别为 0.0019、0.0004、0.003 和 0.0006, 这些量化指标反映出 MPC 方法在分割具有不同灰度分布模式图像时的相对优势。

图 5 进一步直观地展示了这 4 幅真实世界图像对应的灰度直方图以及不同阈值方法所选阈值的差异。在最小化 ME 值意义下 4 幅测试图像的最优分割阈值分别为 195、222、176 和 127。

从图 5 可以观察到, 无论测试图像的灰度直方图呈现出何种分布模式, MPC 方法通过最大化皮尔逊相关性选

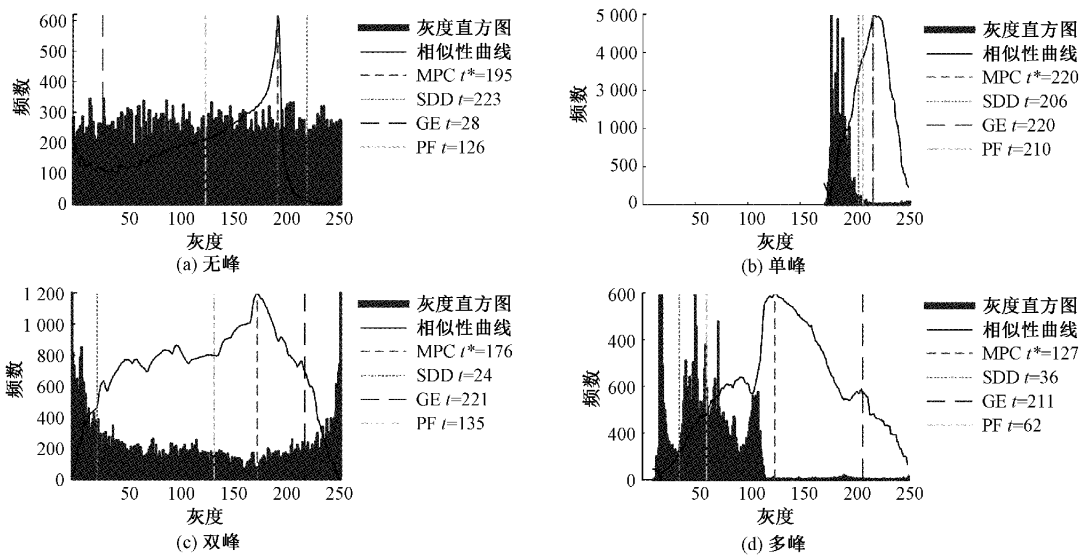


图 5 (a)~(d)依次展示了编号为 1、13、27 和 44 的 4 幅真实世界图像的灰度直方图、MPC 方法目标函数对应的相似性曲线以及不同阈值方法所选阈值比较

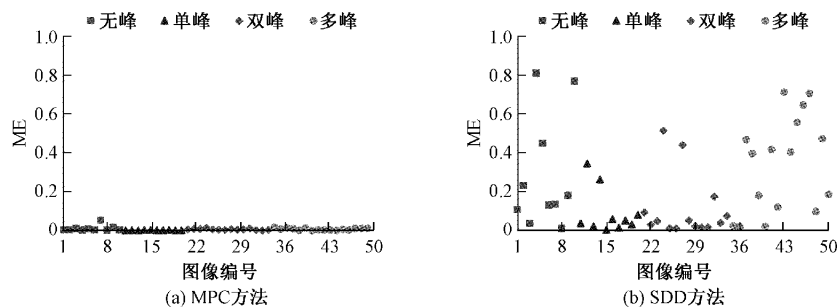
择出的阈值总是最接近于最优阈值。在其他 3 个阈值方法中,SDD 和 PF 方法所得阈值均偏离最优阈值较远。GE 方法在灰度直方图呈现为单峰模式下所得阈值接近于最优阈值,但在灰度直方图呈现为无峰、双峰和多峰模式下所得阈值均偏离最优阈值较远。这是因为 GE 方法以目标 Masi 熵和背景 Masi 熵之和的最大化为准则来选择分割阈值,图 5(b)所示的直方图具有单峰右偏特征,在灰度值 220 附近的直方图右部具有较长拖尾,而左部具有较高密度,以此划分目标和背景所得两类熵之和倾向于更大,这使得 GE 方法选择出的阈值也接近于最优阈值。

图 6 进一步展示了 8 个方法在 50 幅图像上的量化结果,可以观察到:1)MPC 方法的 ME 值都小于 0.1,总体上远远小于其他 7 个方法的 ME 值,这表明 MPC 方法对灰度分布呈现为无峰、单峰、双峰或多峰模式的测试图像具有更强的分割适应性。2)PF 和 FRFCM 方法在灰度分布呈现为双峰模式下的 ME 值都小于 0.2,但在灰度分布呈现为无峰、单峰和多峰模式下的 ME 值都散布在 0~0.7,这表明 PF 和 FRFCM 方法更适合分割灰度分布呈现为双峰模式的测试图像。3)在测试图像的灰度分布呈现为单峰或多峰模式的情形下,STRSO 方法对应的 ME 值主要

集中在 0.1 以下,而在测试图像的灰度分布呈现为无峰或双峰模式的情形下,STRSO 方法对应的 ME 值却在 0 到 0.8 之间散布,这表明 STRSO 方法更适合分割灰度分布呈现为单峰或多峰模式的测试图像。4)对于 SDD、GE、GLFIF 和 SICM 方法而言,它们在 4 种不同灰度分布模式下的 ME 值都在 0~1 散布,这表明这 4 个方法总体上都具有较弱的分割适应性。容易进一步计算出在这 50 幅图像上 MPC 方法的平均 ME 值比 SDD、GE、PF、GLFIF、STRSO、FRFCM 和 SICM 方法的平均 ME 值分别降低了 0.207 6、0.227 7、0.157 4、0.233 3、0.121 5、0.225 8 和 0.365 7。根据 ME 值越小分割精度越高的性质,提出的 MPC 方法具有最高的分割精度。

### 2.4 计算效率的比较

在相同软硬件参数下,同一个方法多次作用在同一幅图像上的 CPU 运行时间会在一定范围内波动。为了降低 CPU 运行时间波动的影响,可以让每个方法在同一幅测试图像上连续运行 10 次,再以这 10 次运行所需的 CPU 时间的均值作为该方法在该图像上的 CPU 耗时。以此为基础,可以进一步计算出每个分割方法在 4 幅合成图像和 50 幅真实世界图像上 CPU 耗时的均值和标准偏差。由表 2



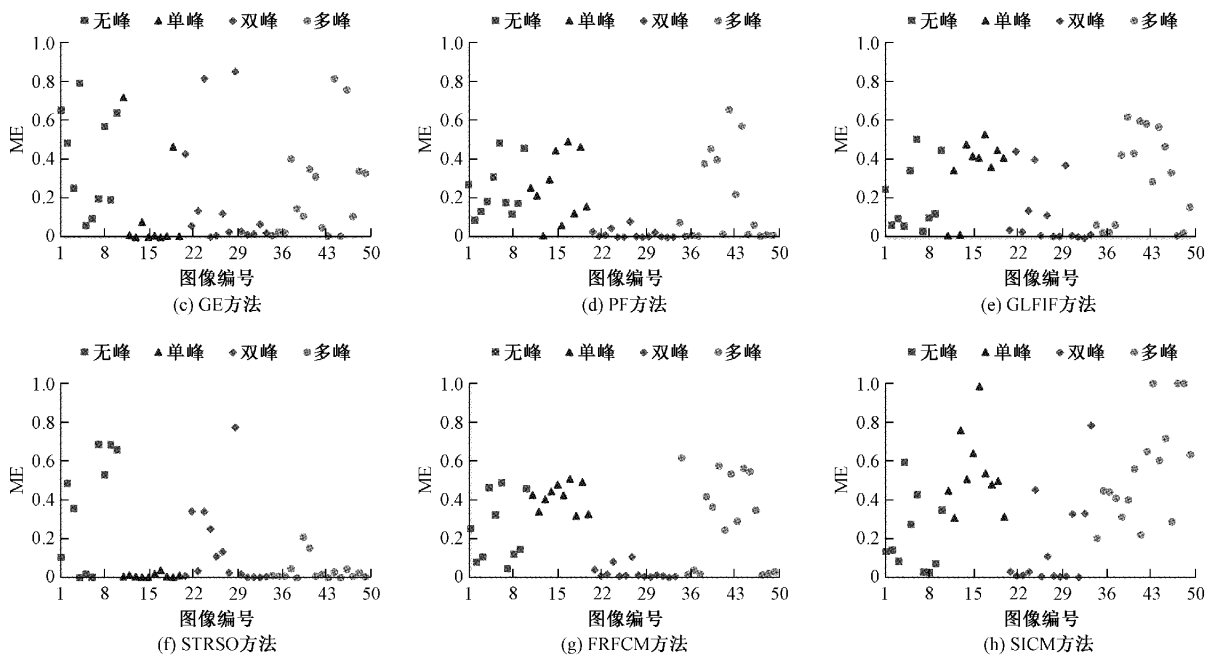


图 6 8 个方法在 50 幅真实世界图像上的误分割量化比较

可知:FRFCM 和 SICM 方法的 CPU 耗时较短,计算效率相对更高,SDD、GE 和 PF 方法次之,MPC 方法的计算效率相比前 5 者较慢,但明显优于 GLFIF 和 STRSO 方法。

表 2 8 个分割方法的 CPU 耗时比较

方法	合成图像耗时/s		真实世界图像耗时/s	
	均值	标准偏差	均值	标准偏差
MPC	0.261 5	0.013 4	0.318 3	0.049 4
SDD	0.174 4	0.091 9	0.212 0	0.034 7
GE	0.082 2	0.018 8	0.111 8	0.063 4
PF	0.054 0	0.016 0	0.082 0	0.057 0
GLFIF	3.514 4	0.125 0	3.916 4	0.106 1
STRSO	0.982 0	0.042 8	1.603 3	0.044 6
FRFCM	0.022 6	0.017 8	0.026 0	0.014 6
SICM	0.013 4	0.008 2	0.027 6	0.032 6

### 3 结 论

对灰度分布呈现为无峰、单峰、双峰或者多峰模式的灰度图像,当目标和背景可以被单一阈值分割开时,相对于 SDD、GE、PF、GLFIF、STRSO、FRFCM 和 SICM 方法而言,MPC 方法具有更稳健的分割适应能力,能获得精确度更高的分割结果图像。MPC 方法具有上述两项优点主要得益于以下几个方面:1)它利用设计的参考模板图像生成方法来获取连续且包含较少假边缘的参考模板图像,通过与一系列轮廓图像进行皮尔逊相关性计算而得出的分割阈值更加接近于合理的分割阈值。2)它利用原始图像中每一个可能的灰度值去产生相应的二值图像,并从二

值图像中提取出轮廓图像,再将轮廓图像与参考模板图像进行皮尔逊相关性计算以便选择分割阈值。在这个过程中,分割阈值借助于轮廓图像与原始图像之间保持密切关系。3)它将阈值选择问题转换为图像间相似性计算问题,降低了对图像灰度分布模式的先验依赖,提高了方法的分割适应性。MPC 方法的一个相对不足是计算效率不高,在全部 8 个方法中排在第 6。在未来的研究工作中将考虑如何提高方法的计算效率。另外,下一步将研究如何将该方法应用于彩色图像分割,或者在现有方法基础上将单阈值分割拓展到多阈值分割,以进一步扩大方法的可能应用领域。

### 参 考 文 献

- [1] GOH T Y, BASAH S N, YAZID H, et al. Performance analysis of image thresholding: Otsu technique[J]. Measurement, 2018, 114: 298-307.
- [2] 薛志文, 杨傲雷, 费敏锐, 等. 用于金属板图像分割的自适应阈值算法[J]. 电子测量技术, 2017, 40(7): 85-89.
- [3] XING J W, YANG P, QINGGE L. Automatic thresholding using a modified valley emphasis[J]. IET Image Processing, 2020, 14(3): 536-544.
- [4] WANG Z Z, XIONG J J, YANG Y M, et al. A flexible and robust threshold selection method [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(9): 2220-2232.
- [5] 王延年, 程燕杰. 基于对比度增强与最大熵的工件表面图像分割算法[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(12): 37-40.



- [6] 马英辉, 吴一全. 基于二维 Renyi 交叉熵的刀具磨损图像分割[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12): 1869-1876.
- [7] YE Z W, YANG J, WANG M W, et al. 2D Tsallis entropy for image segmentation based on modified chaotic bat algorithm[J]. Entropy, 2018, 20(4): 239.
- [8] 聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 复杂图像的 Kaniadakis 熵阈值分割方法[J]. 激光与红外, 2017, 47(8): 1040-1045.
- [9] NIE F Y, ZHANG P F, LI J Q, et al. A novel generalized entropy and its application in image thresholding [J]. Signal Processing, 2017, 134: 23-24.
- [10] TRUONG M T N, KIM S. Automatic image thresholding using Otsu's method and entropy weighting scheme for surface defect detection[J]. Soft Computing, 2018, 22: 4197-4203.
- [11] YUAN X C, WU L S, PENG Q J. An improved otsu method using the weighted object variance for defect detection[J]. Applied Surface Science, 2015, 349: 472-484.
- [12] CAO X H, LI T H, LI H L, et al. A robust parameter-free thresholding method for image segmentation[J]. IEEE Access, 2018, 7: 3448-3458.
- [13] 李鹏, 陈守静, 杨山山, 等. 基于 Logistic 映射的果蝇算法优化 Otsu 图像分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(7): 9-17.
- [14] CIRIC D G, PERIC Z H, MILENKOVIC M, et al. Evaluating similarity of spectrogram-like images of DC motor sounds by Pearson correlation coefficient[J]. Elektronika Ir Elektrotehnika, 2022, 28(3): 37-44.
- [15] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing[M]. New York: Pearson, 2018.
- [16] LIU Y, XIE Z W, LIU H. An adaptive and robust edge detection method based on edge proportion statistics [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 5206-5215.
- [17] 凌凤彩, 康牧, 林晓. 改进的 Canny 边缘检测算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(8): 309-312.
- [18] FANG J X, LIU H X, LIU J, et al. Fuzzy region-based active contour driven by global and local fitting energy for image segmentation [J]. Applied Soft Computing, 2021, 100: 106982.
- [19] LI Z Y, LIU G H, ZHANG D, et al. Robust single-object image segmentation based on salient transition region[J]. Pattern Recognition, 2016, 52: 317-331.
- [20] LEI T, JIA X H, ZHANG Y N, et al. Significantly fast and robust fuzzy C-means clustering algorithm based on morphological reconstruction and membership filtering[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2018, 26(5): 3027-3041.
- [21] WANG Q S, WANG X P, FANG C, et al. Robust fuzzy C-means clustering algorithm with adaptive spatial & intensity constraint and membership linking for noise image segmentation [J]. Applied Soft Computing, 2020, 92: 106318.
- [22] 郭皓然, 邵伟, 周阿维, 等. 全局阈值自适应的高亮金属表面缺陷识别新方法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2797-2804.

### 作者简介

邹耀斌(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为数字图像处理、大数据分析、机器学习。

E-mail: zyb@ctg.edu.cn

齐慧康, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。

孙水发, 博士, 教授, 主要研究方向为智能信息处理、计算机视觉、多媒体信息处理、3 维处理及可视化。