

doi: 10.3788/gzxb20144306.0610001

基于中值的平方距离对称共生矩阵阈值化方法

张弘^{1,2}, 范九伦³

(1 西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

(2 西安邮电大学 自动化学院, 西安 710121)

(3 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 西安 710121)

摘 要: 对灰度概率分布呈现偏斜和重尾的一类图像的阈值选取问题进行了研究. 鉴于应用均值方法进行分类估计出现偏差的问题, 本文应用中值方法进行修改, 使图像阈值的选取更加合理. 基于平方距离的对称共生矩阵阈值方法, 在对称共生矩阵上定义了区域中值, 提出了基于中值进行分类统计的平方距离对称共生矩阵阈值法, 并给出了多阈值分割计算式. 与 Otsu's 法、基于平方距离法的分割比较表明: 本文提出的方法不仅对于分类概率呈现偏斜和重尾的情况分割效果突出, 而且由于考虑了图像的空间信息, 与基于中值的 Otsu's 法相比, 所提取的目标信息更加完整, 边缘更加清晰; 对于小目标类的图像, 该方法也具有良好的阈值选取效果. 为进一步说明该方法的正确性和有效性, 基于标准分割图像进行了误分类误差计算, 结果表明所提出的方法误差值能够达到最小.

关键词: 图像处理; 图像分割; 阈值选取; 中值; 对称共生矩阵; Otsu's 方法; 平方距离; 误分类误差

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2014)06-0610001-9

Median-based Square Distance Symmetrical Co-occurrence Matrix Thresholding Method

ZHANG Hong^{1,2}, FAN Jiu-lun³

(1 School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(2 School of Automation, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

(3 School of Telecommunication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: The image threshold selection of skew and heavy-tailed class-conditional distributions were studied. Due to the deviation of the mean-based method in classification estimation, the median-based method is more reasonable in threshold selection. Based on the square distance symmetrical co-occurrence matrix, the region median was defined, and then using median classified statistics method, a new threshold approach was proposed based on the square distance symmetrical co-occurrence matrix, and the multi-threshold segmentation algorithms was advanced. Compared with Otsu's and square distance, the proposed method not only has prominent segmentation performance for the images of skew and heavy-tailed class-conditional distributions, but it takes the more spatial statistical information on account, compared with median-based Otsu's thresholding, the extracted object information is more complete, and the edge is clearer. For the small object probability distribution images, this method also has better threshold segmentation effect. To illustrate the correctness and effectiveness, based on the ground-truth images, the misclassification error results show that the proposed method can obtain the minimum value.

Key words: Image processing; Image segmentation; Threshold selection; Median filters; Symmetrical co-occurrence matrix; Otsu's method; Square distance; Misclassification error

OCIS Codes: 100.0100; 100.2000; 100.2960; 100.3008; 100.5010

基金项目: 国家自然科学基金(Nos. 61102095, No. 61305098)、陕西省自然科学基金基础研究计划项目(No. 2012JQ8045)和陕西省教育厅专项科研计划(No. 12JK0498)资助

第一作者: 张弘(1976—), 女, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理. Email: zhmlsa@xupt.edu.cn.

收稿日期: 2013-09-09; 录用日期: 2014-01-22

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

在图像分析、理解和计算机视觉中,图像分割是最基本的预处理步骤之一.图像分割的方式很多,其中阈值分割是一种广泛应用的图像分割方法^[1].阈值分割分为二值化阈值和多值化阈值两类.二值化阈值主要利用了图像中要提取的目标与背景在灰度特性上的差异,通过选取合适的阈值以确定图像中每个像素点对目标或背景区域的归属,进而产生相应的阈值化图像.目前常用的基于灰度直方图信息的阈值分割方法主要有:最大类间方差法(简称 Otsu's 法)^[2-5]、最大熵法^[6-7]、最小误差法^[8-10].

除了利用图像灰度直方图信息进行阈值选取外,利用图像“灰度-灰度”共生矩阵进行阈值选取也是一种常用途径.“灰度-灰度”共生矩阵(也被称为灰度级空间相关矩阵),利用图像具有的局部空间信息,是图像分割和图像纹理分析的基本方法^[11-14].Ahuja 和 Rosenfeld 以及 Weszka 和 Rosenfeld 最先将共生矩阵应用于图像分割中^[15-16],基于共生矩阵有多种阈值分割算法,包括基于对称共生矩阵的阈值法和基于非对称共生矩阵的阈值法^[17-18].基于对称共生矩阵的阈值法自提出后并没有得到很好的研究和应用,主要由于利用了对称共生矩阵的频数信息,没有充分利用对称共生矩阵具有的统计量信息,对于较为复杂的图像,很难得到较好的分割效果.鉴于此,文献[19]在“灰度-灰度”对称共生矩阵上定义了目标和背景区域均值,模仿 Otsu's 法提出了一个新的阈值分割方法,该方法较好地利用了对称共生矩阵的统计量信息,分割性能有了明显提高.

常规的图像阈值方法一般假设目标和背景服从高斯分布.当目标和背景的概率分布集中在灰度级一端,即呈现偏斜和重尾的非高斯分布情况时,应用均值进行分类评价就会出现偏差,使得一部分目标错分到背景中,或者一部分背景错分到目标中.文献[2]对 Otsu's 方法的阈值选取偏差问题进行了分析证明,文献[3]通过加权修正法对 Otsu's 法进行了改进^[3],薛景浩等人应用中值对 Otsu's 法进行了修改,提出了基于中值的 Otsu's 法^[20],应用于图像灰度概率分布呈现偏斜和重尾的情况.

既然文献[20]针对图像灰度概率分布呈现偏斜和重尾的情况,用中值替换均值获得了更合理、鲁棒性更好的分割效果,本文考虑用中值作为分类估计中心,对所提出的基于平方距离对称共生矩阵阈值法进行修改,得到另一个新的阈值分割方法.通过与 Otsu's 法、基于平方距离对称共生矩阵阈值法^[19]相比,本文方法对于图像直方图分布呈现偏斜和重尾的情况,以及小目标类的图像,可以得到比选用均值方法更优的分割

效果.与基于中值的 Otsu's 法^[20]相对比,本文方法由于考虑了更多的像素点空间信息,在图像目标提取的完整性和边缘轮廓的清晰性方面有更好的表现.

1 基于平方距离的对称共生矩阵阈值法

1.1 对称共生矩阵的构造

假设一幅取值为 $G=[0,1,\dots,L-1]$ 的 $M \times N$ 大小的灰度图像,像元 (x,y) 处的灰度值用 i 表示,与 (x,y) 距离为 d ,方向为 θ 的像元 $(x-d\sin\theta, y+d\cos\theta)$ 处的灰度级用 j 表示,基于以上两个参量计算对称共生矩阵.取 $d=1, \theta$ 为 $\pi/2$ 的整数倍^[13],即 θ 为 $0, \pi/2, \pi, 3\pi/2$,为像元 (x,y) 水平和垂直的四个关联方向.考虑 (x,y) 处灰度为 i ,相邻元素 $(x-d\sin\theta, y+d\cos\theta)$ 处灰度为 j 共同出现的次数,得到方向为 θ 的对称共生矩阵 $C_{1,\theta}=(c_{ij}(\theta))_{L \times L}$.其中

$$c_{ij}(\theta) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \delta_{\theta}(x,y) \quad (1)$$

式(1)中

$$\delta_{\theta}(x,y) = \begin{cases} 1, & f(x,y) = i \& f(x-d\sin\theta, y+d\cos\theta) = j \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

这样得到对称共生矩阵 C ,即

$$C = (c_{ij})_{L \times L} = \frac{1}{4} [C_{1,0} + C_{1,\pi/2} + C_{1,\pi} + C_{1,3\pi/2}] \quad (3)$$

规定图像边界上的像元: $f(x,N) = f(x,0), f(x,-1) = f(x,N-1), f(M,y) = f(0,y), f(-1,y) = f(M-1,y)$. C 具有的性质为

- 1) C 是非负对称矩阵,即 $c_{ij} = c_{ji}$ 且 $c_{ij} \geq 0$;
- 2) $\sum_{j=0}^{L-1} c_{ij} = n_i = MNh(i), \sum_{i=0}^{L-1} c_{ij} = n_j = MNh(j)$.

式中 n_i 表示原图像中灰度值 i 出现的频数, $h(i)$ 表示灰度值 i 出现的概率.构造的对称共生矩阵 C 如图 1.

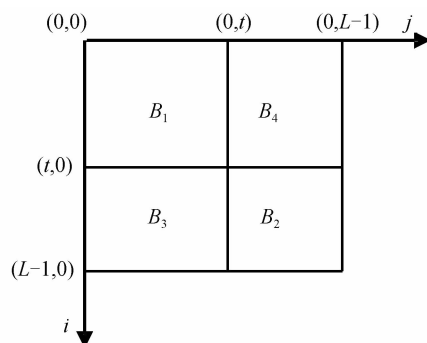


图 1 阈值 t 将共生矩阵 C 划分的四个区域
Fig. 1 Four blocks of co-occurrence matrix C in threshold value t

若用灰度级 t 将原图像分成目标区域 O 和背景区域 B ,那么 t 将灰度共生矩阵 C 分成不相交的四块: B_1, B_2, B_3, B_4 ,如图 1.其中, B_1 表示 C 中灰度 $i \leq t$ 且 $j \leq t$ 的部分; B_2 表示 C 中灰度 $i > t$ 且 $j > t$ 的部分; B_3 表示 C 中灰度 $i > t$ 且 $j \leq t$ 的部分; B_4 表示 C 中灰度

$i \leq t$ 且 $j > t$ 的部分. 由于目标和背景中的大部分像素点出现在对角线附近, B_1 和 B_2 表示了目标区域 O 和背景区域的内部, B_3 和 B_4 表示了目标和背景区域的边界部分.

1.2 基于平方距离的对称共生矩阵阈值法

文献[19]对现有的7种“灰度-灰度”对称共生矩阵阈值法进行了分析,鉴于该方法只利用对称共生矩阵频数信息的局限性,通过定义对称共生矩阵的统计信息量—均值,提出了基于平方距离的对称共生矩阵阈值法.

基于图1所示的对称共生矩阵 C ,或其对应的概率矩阵 $P=(p_{ij})_{L \times L}$ (其中, $p_{ij}=c_{ij}/(M \times N)$),定义了主对角线上两块均值 $\mu^k(t)=(\mu_i^k(t), \mu_j^k(t))'$ ($k=1, 2$)^[19]. 如果阈值 t 将图像二值化,给灰度值小于等于 t 的像元赋予灰度值 $\bar{\mu}_0(t)=\mu_i^1(t)=\mu_j^1(t)$,给灰度值大于 t 的像元赋予灰度值 $\bar{\mu}_1(t)=\mu_i^2(t)=\mu_j^2(t)$,获得的二值图像对应的共生矩阵 $\bar{C}=(\bar{c}_{ij})_{L \times L}$ 也由阈值 t 分成了四块: $\bar{B}_1, \bar{B}_2, \bar{B}_3, \bar{B}_4$,如图2.

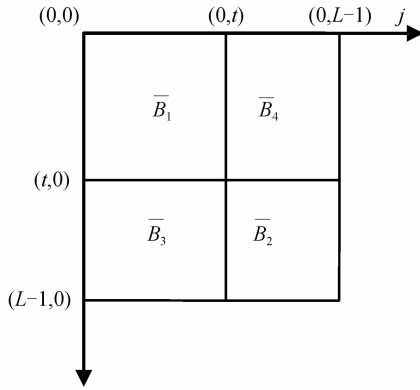


图2 共生矩阵 \bar{C} 在阈值 t 处的四个块

Fig. 2 Four blocks of co-occurrence matrix \bar{C} in threshold value t

对于图2所示四个区域,希望共生矩阵 C 与 \bar{C} 的对应块之间能够很好的匹配,鉴于主对角线上的两个块描述了区域内部的一致性,建立了基于内部区域一致性的平方距离准则^[19],即

$$\begin{aligned}
 F(t) &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^t [(i-\mu_i^1(t))^2 + (j-\mu_j^1(t))^2] c_{ij} + \\
 & \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} [(i-\mu_i^2(t))^2 + (j-\mu_j^2(t))^2] c_{ij} = \\
 & 2 \sum_{i=0}^t (\sum_{j=0}^t c_{ij}) (i-\mu_i^1(t))^2 + 2 \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}) (i-\mu_i^2(t))^2 = \\
 & 2 \sum_{i=0}^t (\sum_{j=0}^t c_{ij}) (i-\bar{\mu}_0(t))^2 + 2 \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}) (i-\bar{\mu}_1(t))^2 = \\
 & 2MN (\sum_{i=0}^t (\sum_{j=0}^t p_{ij}) (i-\bar{\mu}_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}) \cdot \\
 & (i-\bar{\mu}_1(t))^2) \quad (4)
 \end{aligned}$$

忽略掉常量后的表述为

$$\begin{aligned}
 F(t) &= \sum_{i=0}^t (\sum_{j=0}^t p_{ij}) (i-\bar{\mu}_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}) \cdot \\
 & (i-\bar{\mu}_1(t))^2 \quad (5)
 \end{aligned}$$

最佳阈值 t_F^* 取为

$$t_F^* = \arg \min_{0 < t < L-1} F(t) \quad (6)$$

文献[19]指出,对称共生矩阵阈值法可看成是Otsu's法在对称共生矩阵意义下的表述,其分割效果优于传统的Otsu's法.因此,Otsu's的相关改进方法可以应用于平方距离方法中.

2 基于中值的Otsu's阈值法

2.1 Otsu's法

对于一幅取值为 $G=[0, 1, \dots, L-1]$ 的 $M \times N$ 大小的灰度图像,假设灰度值为 i 的总像素数记为 $f(i)$,则每个灰度值 i 的概率值可表示为

$$h(i) = \frac{f(i)}{M \times N} \quad (i=0, 1, \dots, L-1) \quad (7)$$

设阈值 t 将图像分为目标和背景两类 C_0, C_1 ,根据Otsu's阈值选取公式^[2]为

$$\begin{aligned}
 \eta_0(t) &= \sum_{i=0}^t h(i) (i-\mu_0(t))^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) (i-\mu_1(t))^2 = \\
 P_0(t) \sum_{i=0}^t \frac{h(i)}{P_0(t)} (i-\mu_0(t))^2 + P_1(t) \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{h(i)}{P_1(t)} \cdot \\
 (i-\mu_1(t))^2 &= P_0 \sigma_0^2(t) + P_1 \sigma_1^2(t) \quad (8)
 \end{aligned}$$

式中, $P_0(t)=\sum_{i=0}^t h(i)$, $P_1(t)=\sum_{i=t+1}^{L-1} h(i)$ 为两类的先验概率;

$\mu_0(t)=\frac{\sum_{i=0}^t ih(i)}{P_0(t)}$, $\mu_1(t)=\frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} ih(i)}{P_1(t)}$ 为两类的均值;

$$\sigma_0^2(t) = \sum_{i=0}^t \left[\frac{h(i)}{P_0(t)} (i-\mu_0(t))^2 \right],$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \left[\frac{h(i)}{P_1(t)} (i-\mu_1(t))^2 \right]$$

为两类的方差.最佳阈值 t_o^* 可以选取为

$$t_o^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \eta_0(t) \quad (9)$$

2.2 基于中值的Otsu's法

以上阈值计算公式中,应用了均值作为分类统计中心,但对于灰度概率分布为偏斜和重尾分布的情况,会出现分类误差.因此文献[20]应用中值对Otsu's方法进行扩展,记为

$m_0(t)=\text{median}\{i_{(x,y)} : (x,y) \in C_0(t)\}$ 为 C_0 类的中值, $m_1(t)=\text{median}\{i_{(x,y)} : (x,y) \in C_1(t)\}$ 为 C_1 类的中值.则

$$\begin{aligned}
 \eta_x(t) &= \sum_{i=0}^t h(i) |i-m_0(t)| + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) |i-m_1(t)| = \\
 P_0(t) \sum_{i=0}^t \frac{h(i)}{P_0(t)} |i-m_0(t)| + P_1(t) \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{h(i)}{P_1(t)} \cdot \\
 |i-m_1(t)| &= P_0(t) \text{MAD}_0(t) + P_1(t) \text{MAD}_1(t) \quad (10)
 \end{aligned}$$

式(10)中

$$\text{MAD}_0(t) = \sum_{i=0}^t \frac{h(i)}{P_0(t)} |i-m_0(t)|,$$

$$\text{MAD}_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{h(i)}{P_1(t)} |i-m_1(t)|.$$

这样获得的基于中值的 Otsu's 最佳阈值 t_x^* 的准则函数^[20]为

$$t_x^* = \arg \min_{0 < t < L-1} \eta_x(t) \quad (11)$$

如果要求将图像分为 M 类 ($M > 2$) 时,即为多阈值问题,则需要确定 $M-1$ 个阈值.由式(10)的两类分割公式推导,得出 $M-1$ 个最优阈值 $\{t_{x1}^*, t_{x2}^*, \dots, t_{x(M-1)}^*\}$,可以写为

$$\{t_{x1}^*, t_{x2}^*, \dots, t_{x(M-1)}^*\} = \arg \min_{0 < t_{i1} < t_{i2} < \dots < t_{i(M-1)} < L-1} \sum_{k=1}^M \{P_k(t) \text{MAD}_k(t)\} \quad (12)$$

3 基于中值的平方距离对称共生矩阵阈值法

应用中值替换均值,提出基于对称共生矩阵的阈值分割方法.

在图 1 所示的对称共生矩阵 $\mathbf{C} = (c_{ij})$ 或其对应的概率矩阵中,基于阈值 t 将对称共生矩阵分成的四个块 B_1, B_2, B_3, B_4 ,获取主对角线上各个块的中值 $m^k(t) = (m_i^k(t), m_j^k(t))' (k=1, 2)$

$$m_i^1(t) = \text{median}\{i_{(x,y)} : (x,y) \in B_1(t)\} \quad (13)$$

$$m_j^1(t) = \text{median}\{j_{(x,y)} : (x,y) \in B_1(t)\} \quad (14)$$

$$m_i^2(t) = \text{median}\{i_{(x,y)} : (x,y) \in B_2(t)\} \quad (15)$$

$$m_j^2(t) = \text{median}\{j_{(x,y)} : (x,y) \in B_2(t)\} \quad (16)$$

在主对角线上的两块上, $m_i^k(t)$ 为区域 B_k 中按灰度值 i 的频数(不含频数为 0 的灰度)进行排列时获得的灰度中值, $m_j^k(t)$ 为区域 B_k 中按灰度值 j 的频数(不含频数为 0 的灰度)进行排列时获得的灰度中值,其中 $k=1, 2$. 根据灰度共生矩阵对称性的性质可知, $m_i^1(t) = m_j^1(t), m_i^2(t) = m_j^2(t)$.

同理,如果通过阈值 t 将图像二值化,给灰度值小于等于 t 的像元赋于灰度值 $M_0(t) \stackrel{\Delta}{=} m_i^1(t) = m_j^1(t)$;给灰度值大于 t 的像元赋于灰度值 $M_1(t) \stackrel{\Delta}{=} m_i^2(t) = m_j^2(t)$. 这样获得的二值图像,其共生矩阵 $\mathbf{C}^m = (c_{ij}^m)$ 也在阈值 t 处分成四个块: $B_1^m, B_2^m, B_3^m, B_4^m$,如图 3.

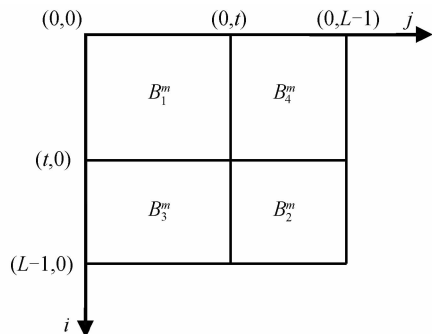


图 3 对称共生矩阵 \mathbf{C}^m 在阈值 t 处的四个块
Fig. 3 Four blocks of symmetrical co-occurrence matrix \mathbf{C}^m in threshold value t

借鉴第 2 节的描述,应用中值对基于平方距离的

方法进行修改,可得基于中值的保持内部区域一致性的平方距离准则,即

$$F_m(t) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (|i - m_i^1(t)| + |j - m_j^1(t)|) c_{ij} + \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} (|i - m_i^2(t)| + |j - m_j^2(t)|) c_{ij} = 2 \sum_{i=0}^{L-1} (\sum_{j=0}^{L-1} c_{ij}) |i - M_0(t)| + 2 \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} c_{ij}) |i - M_1(t)| = 2MN [\sum_{i=0}^{L-1} (\sum_{j=0}^{L-1} p_{ij}) |i - M_0(t)| + \sum_{i=t+1}^{L-1} (\sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}) \cdot |i - M_1(t)|] \quad (17)$$

忽略掉式(17)中的常量因子,整理可得

$$F_m(t) = P_0(t, t) \cdot \text{MED}_0(t) + P_1(t, t) \cdot \text{MED}_1(t) \quad (18)$$

这里

$$\text{MED}_0(t) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{p_{ij}}{P_0(t, t)} |i - M_0(t)|, \text{MED}_1(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{p_{ij}}{P_1(t, t)} |i - M_1(t)|$$

最佳阈值 t_m^* 取为

$$t_m^* = \arg \min_{0 < t < L-1} F_m(t) \quad (19)$$

与式(10)对比可见,上述方法可看成是基于中值的 Otsu's 法在对称共生矩阵意义下的表述.

同理,对于将图像分为 M 类 ($M > 2$) 的多阈值问题,由式(18)推导得到 $M-1$ 个最优阈值 $\{t_{m1}^*, t_{m2}^*, \dots, t_{m(M-1)}^*\}$,可以写为

$$\{t_{m1}^*, t_{m2}^*, \dots, t_{m(M-1)}^*\} = \arg \min_{0 < t_{i1} < t_{i2} < \dots < t_{i(M-1)} < L-1} \sum_{k=1}^M \{P_k(t, t) \text{MED}_k(t)\} \quad (20)$$

4 实验结果分析

为了验证本文方法的正确性和有效性,将该方法与 Otsu's 法、基于平方距离的对称共生矩阵法、基于中值的 Otsu's 法进行比较.仿真实验在 MATLAB 7 环境下, Intel Core 2.8 GHz CPU, 2G 内存微处理器上进行,分别从对实际图像的分割效果以及分割性能评估两个方面进行测试.

4.1 实际图像上的分割实验及分析

基于 4 种分割方法,对多幅经典图像进行了二值化分割实验.这里给出 5 幅有代表性的图像的分割实验结果,图 4~图 8 分别是大小为 730×203 的 Number 图像, 256×256 的 ct_slice 图像, 358×537 的 moon 图像, 130×130 的 lymp 图像,以及 1026×1024 的 Sar 图像.其中图 4~图 8 中的(a)为原图;图 4~图 8 中的(f)为对应的一维直方图,图中 t_o^* 表示基于 Otsu's 法^[2]对应的阈值, t_f^* 表示基于平方距离法^[19]对应的阈值, t_x^* 表示基于中值的 Otsu's 法^[20]对应的阈值, t_m^* 表示本文方法对应的阈值.图 4~图 8 中的(b)为 Otsu's 法的分割结果;图 4~图 8 中的(d)为基于平方距离方法的分割结果;图 4~图 8 中的(c)为基于中值的 Otsu's

s 法的分割结果;图 4~图 8 中的 (e) 为本文方法的分割结果. 5 幅图像及对应 4 种方法的分割阈值见表 1.

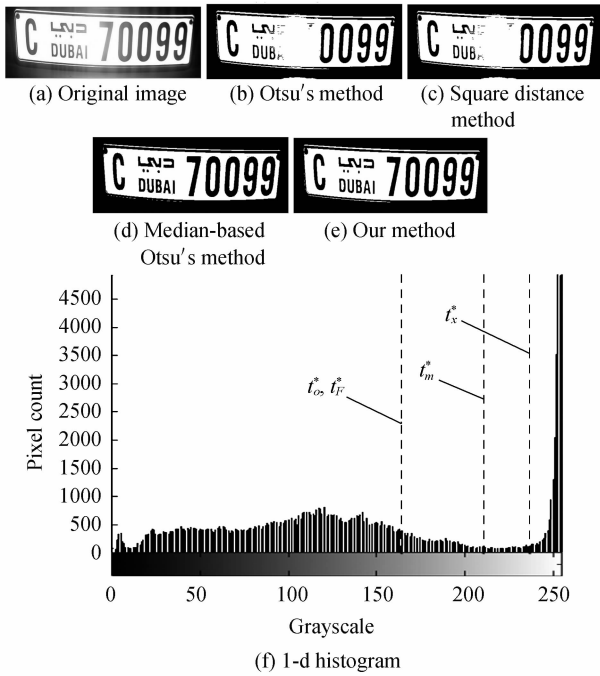


图 4 Number 图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of Number image

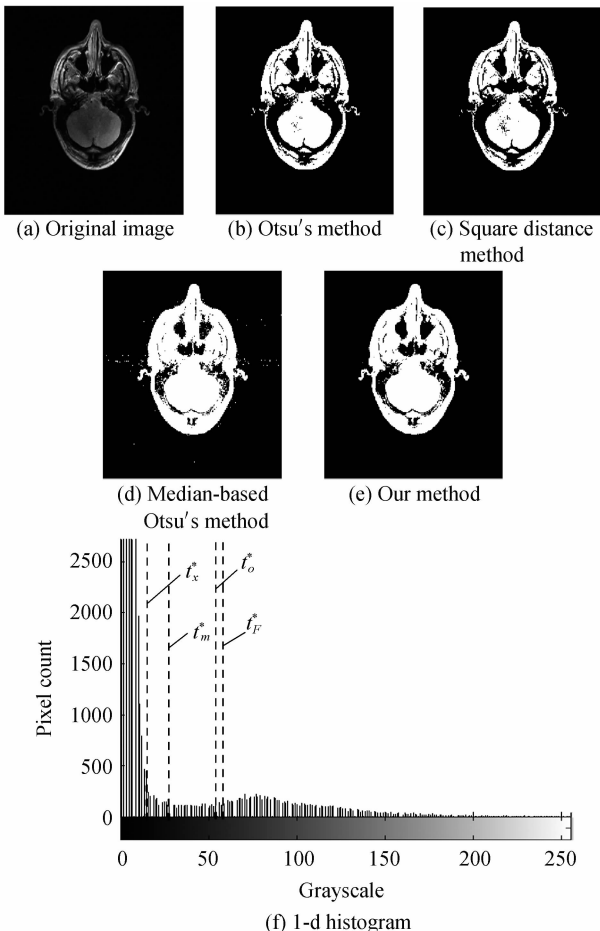


图 5 CT_slice 图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of CT_slice image

对于图 4 的车牌数字图像,从灰度分布直方图来看,目标与背景类从大小、分布范围与偏斜度上都有很大的差别,灰度级高的一类呈现了重尾分布的情况. 应用 Otsu's 法与平方距离法对于图像中部出现了不能

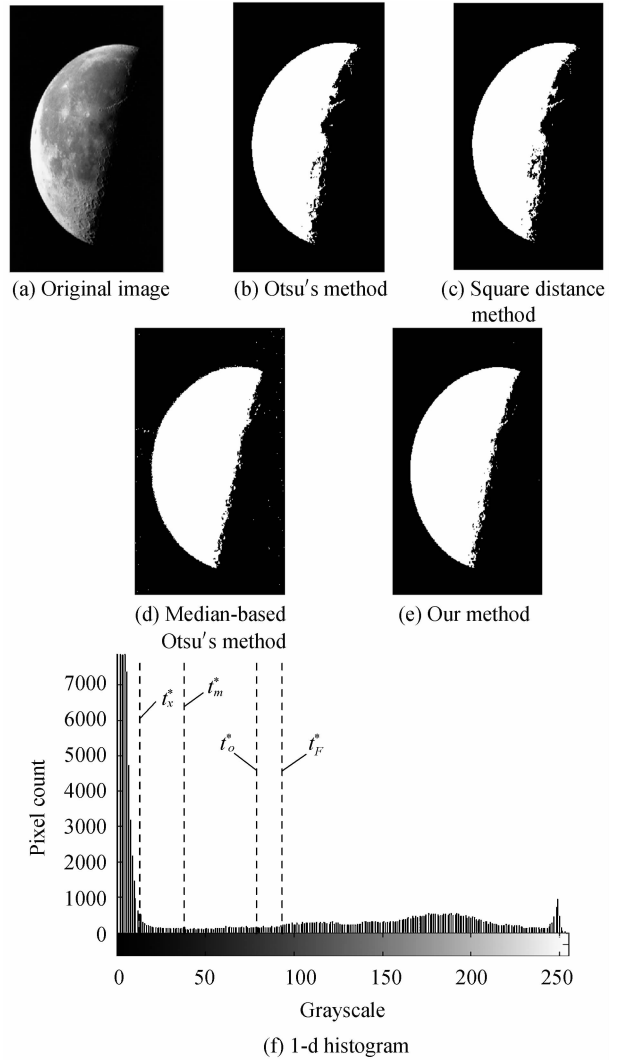
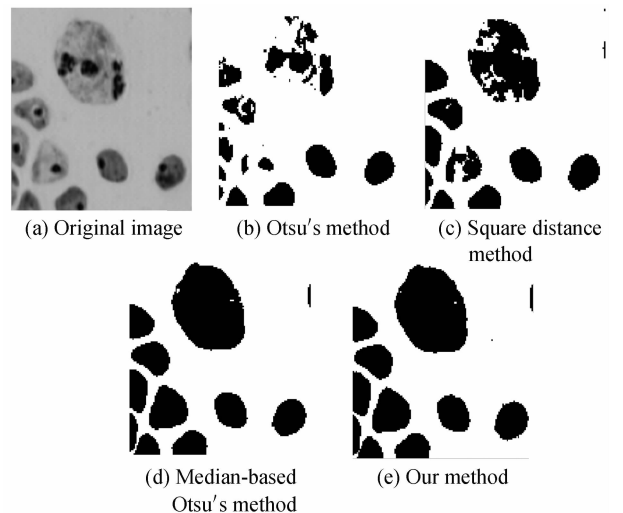


图 6 Moon 图像分割结果

Fig. 6 Segmentation results of Moon image



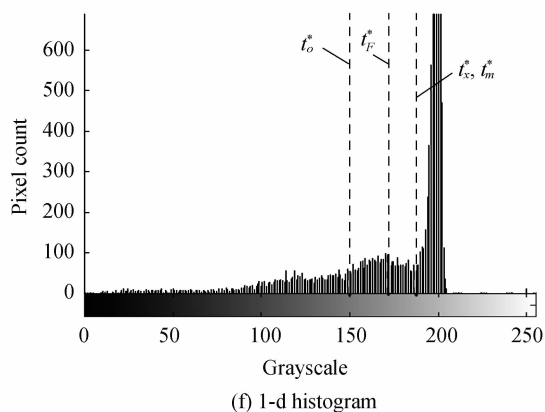


图7 lymph 图像分割结果

Fig. 7 Segmentation results of lymph image

表1 4种分割方法对5幅图像的分割阈值

Table 1 The thresholds of four segmentation methods to five images

Thresholding method	Number CT_slice	Moon	Lymp	Sar	
Otsu's	169	54	88	150	144
Square distance-based	169	59	95	172	143
Median-based Otsu's	242	16	14	187	14
Our method	214	26	39	188	28

分割的情况,而基于中值的 Otsu's 法能够将车牌中的数字和符号完整地分割出来,但提取出的数字和符号边缘清晰度不够,存在一些小毛刺.本文的基于中值的平方距离法由于考虑了更多的空间信息,对目标提取完整的同时,车牌中的数字和符号的边缘轮廓更加清晰.观察图 4(f)中的直方图,本文方法获得的阈值 t_m^* 更靠近两类峰值中间的谷底位置,其它三种方法阈值位置距谷底均有一定距离,因此本文方法选取的阈值更合适.

图 5~图 7 对应的概率分布同样呈现了大小、分布范围与偏斜度不同的情况.观察图 5(f)与图 6(f)直方图上标注的阈值位置,本文方法获得的阈值 t_m^* 同样更靠近谷底位置.从分割效果来看,对于图 5 的医学 CT 图像,Otsu's 法和平方距离法都对图像目标两侧的细节信息提取不完整,基于中值的 Otsu's 法目标分割相对完整,但获得的图像边缘清晰度差,背景还存在一些错分点.本文方法在提取完整目标的同时也能得到具有清晰边缘的目标图像.图 6 的月球图像,Otsu's 方法和平方距离法对月球的提取面积小,尤其是右侧边缘部分,有大量误分到背景的情况.基于中值的 Otsu's 法分割所得的目标轮廓清晰度不够,背景也存在一些错分点.本文方法同样在保证提取结果最为完整的同时在边缘上的提取最清晰.图 7 的淋巴细胞图像,本文方法与基于中值的 Otsu's 法获得的阈值均位于直方图谷底位置,细胞提取达到最完整,而 Otsu's 方法和平方距离法的细胞提取存在欠缺.

从图 8 的航拍图像直方图可以看出,该图目标和背景像素数相差比较大,属于小目标类图像. Otsu's 法与平方距离法均不能正确提取出目标.基于中值的 Otsu's 方法与本文方法均能够将河流较好地分割出来,而本文方法对河流右端末梢的提取更显完整,整个目标清晰度更高.从图 8(f)直方图中的标注也可以看到,阈值 t_m^* 最靠近两类峰值中间的谷底位置,而 t_o^* , t_F^* 反而在接近峰值处.

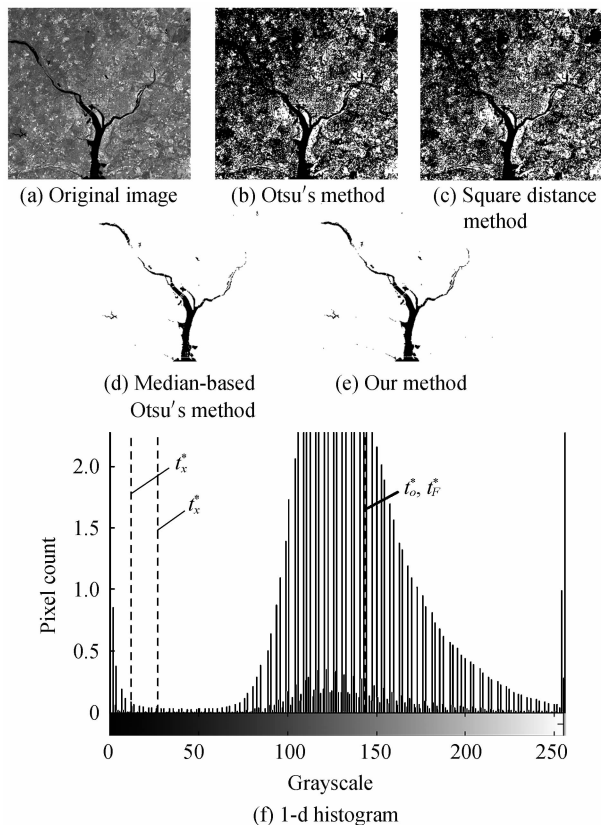


图8 Sar 图像分割结果

Fig. 8 Segmentation results of Sar image

4.2 分割性能比较

图像分割性能评价标准不唯一,到目前为止还没有一个统一的分割评价标准.为了对本文方法的分割性能进行定量分析,选用文献[1,21]中常用的误分类误差(Misclassification Error, ME)作为客观的分割评价标准. ME 定义如下

$$ME = 1 - \frac{|B_o \cap B_T| + |F_o \cap F_T|}{|B_o| + |F_o|} \quad (21)$$

式中, B_o , F_o 分别表示标准图像的背景及目标; B_T , F_T 分别表示实际分割图像的背景及目标, $|\cdot|$ 表示集合 \cdot 的基数.

图 9~图 12 是 4 幅用于检验各方法性能的测试图像和对应的二值化标准分割图像,以及 4 种方法获得的实验结果,4 幅图像均从 Mehmet Sezgin 博士网站上^[22]获取,大小分别为 256×256 , 232×131 , 166×60 及 271×56 . 其中图 9~图 12 中的 (a) 为测试图像,图 9

~图 12 中的 (b) 为网站上对应的标准分割图像,图 9~图 12 中的 (g) 为图像一维直方图,图 9~图 12 中的 (c) 为 Otsu's 法分割结果,图 9~图 12 中的 (d) 为平方距离法的分割结果,图 9~图 12 中的 (e) 为基于中值的 Otsu's 法分割结果,图 9~图 12 中的 (f) 为本文方法的分割结果.

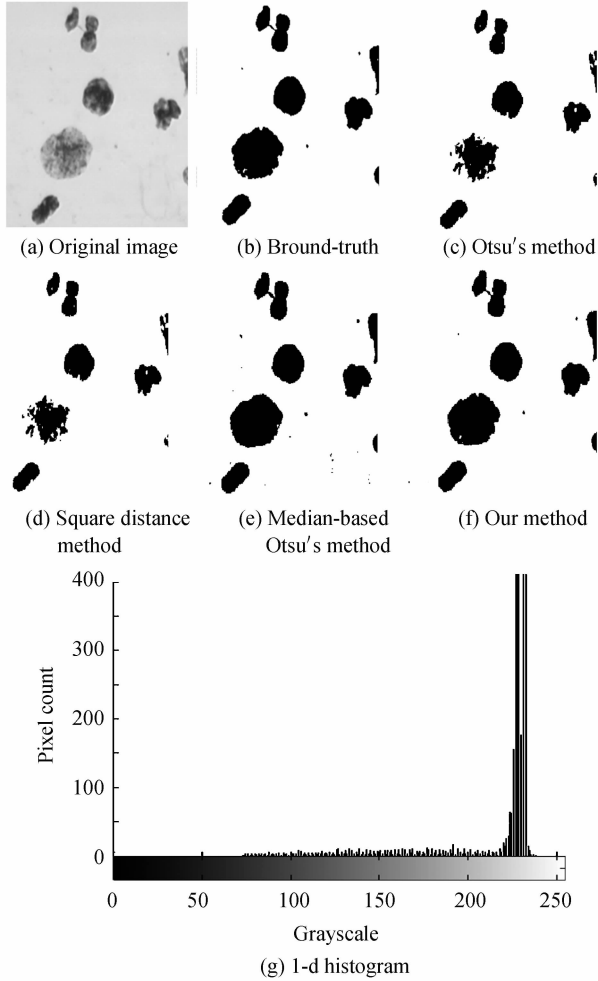


图 9 256×256 大小的测试图像分割结果
Fig. 9 Segmentation results of Test image of 256×256

从灰度概率分布来看,目标和背景两类均有不同程度的偏斜,而且两类的大小有很大差别,图 10~图 12 类似于小目标类的分布情况.应用 4 种方法,分别

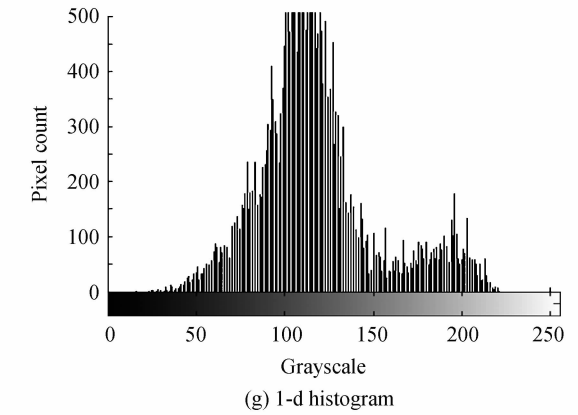
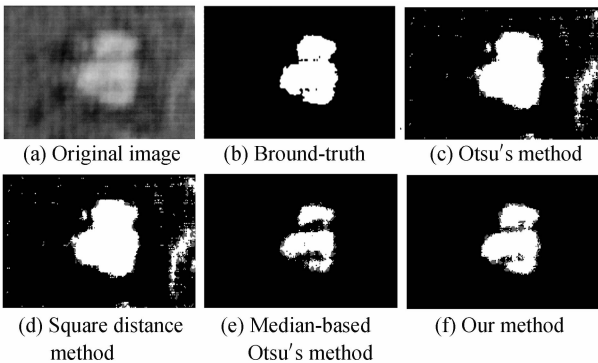


图 10 231×231 大小的测试图像分割结果
Fig. 10 Segmentation results of Test image of 231×231

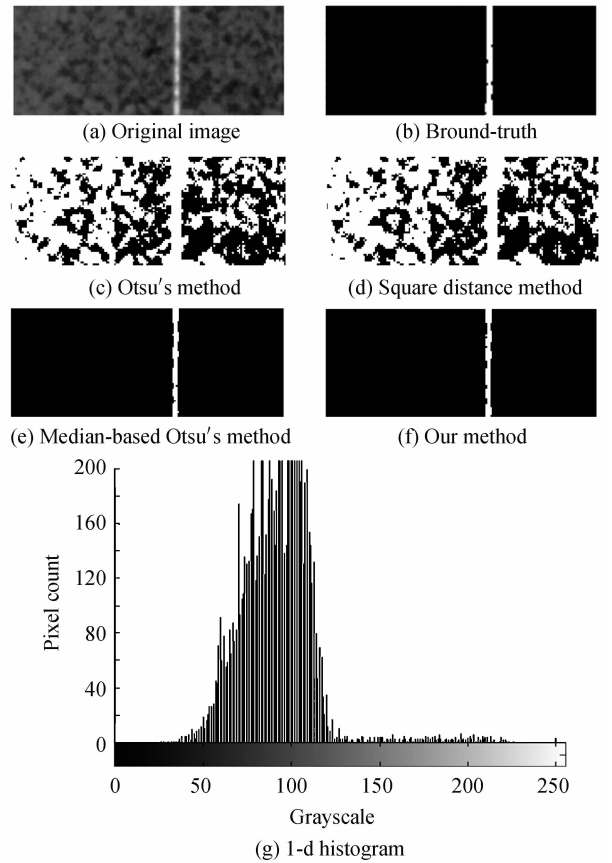


图 11 166×60 大小的测试图像分割结果
Fig. 11 Segmentation results of Test image of 166×60

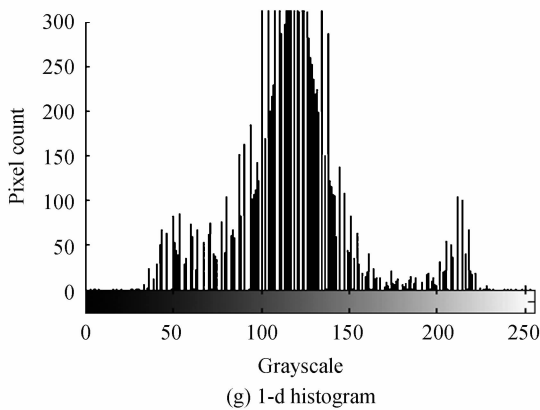


图 12 271×56 大小的测试图像分割结果

Fig. 12 Segmentation results of Test image of 271×56

对 4 幅代表性图像进行二值化分割,得到的阈值在表 2 中给出,另外,为了对分割性能定量分析,基于标准分割图像,用式(21)计算得到了 4 种方法的误分类误差值(ME),也在表 2 中列出.结合分割结果可以看到,Otsu's 法和平方距离法均存在不同程度的误分,而应用中值的方法分割效果得到了很大提高.从误分类误差值(ME)的比较来看,本文方法得到的误差值在 4 种方法中最小,这说明从分割的准确性来看,本文方法能够达到最好.

表 2 分割阈值及基于标准分割图像的误分类误差
Table 2 Threshold values and ME comparisons with ground truths

	Methods	Otsu's	Square distance	median-based	Our method
Image9	Threshold	180	178	218	213
	ME	0.302	0.0341	0.0089	0.0033
Image10	Threshold	140	141	185	175
	ME	0.0665	0.0659	0.0393	0.0163
Image11	Threshold	89	91	158	153
	ME	0.5448	0.5227	0.0063	0.0051
Image12	Threshold	151	151	194	184
	ME	0.0218	0.0218	0.0096	0.0046

5 结论

近年来,图像阈值化方法已经有很多的研究,大量的方法获得了良好的分割效果,基于均值与均方差进行分类估计是众多阈值化算法中的重要组成部分,但是当图像分类的灰度概率分布呈现偏斜和重尾的情况,或者对于小目标类图像,应用均值方法分类统计进行阈值选取时,会出现较大的偏差,而此时应用基于中值的方法会在一定程度上减小分类误差,提高分类统计的正确性,使得阈值选取更加合理.针对此类问题,本文基于对称共生矩阵,定义了目标区域和背景区域的中值,应用中值作为图像灰度概率分布信息的统计量,在平方距离法基础上,提出了基于中值的平方距离

对称共生矩阵图像阈值分割法.基于真实图像和标准测试图像的分割仿真实验说明,与 Otsu's 法、平方距离法、基于中值的 Otsu's 法相比,本文方法不仅对于呈现偏斜和重尾及小目标类分布的情况分割效果好,而且由于考虑了图像的空间信息,在所提取目标的完整性边缘的清晰性上有更突出的表现.另外,对于多阈值的分割情况,文中也给出了运算公式,具体应用问题将在后续工作中详细描述.

参考文献

- [1] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, **13**(1): 146-168.
- [2] XU Xiang-yang, XU Sheng-zhou, JIN Liang-hai, et al. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, **32**(7): 956-961.
- [3] FAN Jiu-lun, LEI Bo. A modified valley-emphasis method for automatic thresholding [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, **33**(6): 703-708.
- [4] XIE Xie, FAN Jiu-lun, ZHU Yin. The optimal All-Partial-Sums algorithm in commutative semigroups and its applications for image thresholding segmentation [J]. *Theoretical Computer Science*, 2012, **412**(15): 1419-1433.
- [5] YAN Xue-yin, JIAO Li-chen. Non-local three-dimensional otsu image thresholding segmentation based on anisotropic adaptive gaussian weighted window [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, **34**(11): 2672-2679.
- [6] 颜学颖, 焦李成. 基于各向异性自适应高斯加权方向窗的非局部三维 Otsu 图像门限分割[J]. 电子与信息学报, 2012, **34**(11): 2672-2679.
- [7] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Image thresholding method based on two-dimensional generalized fuzzy entropy[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(10): 1907-1913.
- [8] 雷博, 范九伦. 二维广义模糊熵图像阈值分割法[J]. 光子学报, 2010, **39**(10): 1907-1913.
- [9] LIN Qian-qian, OU Cong-jie. Tsallis entropy and the long-range correlation in image thresholding[J]. *Signal Processing*, 2012, **92**(12): 2931-2939.
- [10] ZHANG Hong, FAN Jiu-lun. Two-dimensional arimoto entropy linear-type threshold segmentation method[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(2): 234-240.
- [11] 张弘, 范九伦. 二维 Arimoto 熵直线型阈值分割法[J]. 光子学报, 2013, **42**(2): 234-240.
- [12] FAN Jiu-lun, LEI Bo. Two-dimensional extension of minimum error threshold segmentation method for gray-level images[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 386-393.
- [13] 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.
- [14] HORNG M H. Multilevel minimum cross entropy threshold selection based on the honey bee mating optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, **37**(6): 4580-4592.
- [15] JOBANPUTRA R, CLAUSI D A. Preserving boundaries for image texture segmentation using grey level co-occurring probabilities[J]. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(2): 234-245.
- [16] XIE Xiang-hua. A Review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques [J]. *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 2008, **7**

- (3): 1-22.
- [13] MOKJI M M, ABU BAKA S A R. Adaptive thresholding based on co-occurrence matrix edge information[J]. *Journal of Computers*, 2007, **2**(8): 44-52.
- [14] WU Yi-lun, SUN Kai, LIN Xiao-lin, *et al.* An mean shift based gray level co-occurrence matrix for endoscope image diagnosis[J]. *Medical Biometrics Lecture Notes in Computer Science*, 2010, **6165**: 403-412.
- [15] CHAMPION I, GERMAIN C, DA COSTA J P, *et al.* Retrieval of forest stand age from sar image texture for varying distance and orientation values of the gray level co-occurrence matrix[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, **11**(1): 5-9.
- [16] YU Fa-xin, LUO Hao, LU Zhe-ming. Colour image retrieval using pattern co-occurrence matrices based on BTC and VQ [J]. *Electronics Letters*, 2011, **47**(2): 100-101.
- [17] CLAUSI DA, HUANG Deng. Design-based texture feature fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(7): 925-936.
- [18] MRIDULA J, PATRA D. Utilization of grey level co-occurrence matrix and Markov random field model for segmentation of colour textured images[C]. Proceedings of the International Conference on Communication, Computing and Security, 2011, **2**: 421-426.
- [19] FAN Jiu-lun, RENJing. Symmetric co-occurrence matrix thresholding method based on square distance [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, **39**(10): 2277-2281.
范九伦,任静. 基于平方距离的对称共生矩阵阈值法[J]. *电子学报*, 2011, **39**(10): 2277-2281.
- [20] XUE Jing-hao, TITTERINGTON D M. Median-based image thresholding[J]. *Image and Vision Computing*, 2011, **29**(1): 631-637.
- [21] SHAIKH S H, MAITI A K, CHAKI N. A new image binarization method using iterative partitioning[J]. *Machine Vision and Applications*, 2013, **24**(2): 337-350.
- [22] SEZGIN M: blt_image_references, <http://mehmetsezgin.net>, 2013.