DOI:10.13878/j.cnki.jnuist.2019.06.015

何春明[1]　许磊[1]　卢国胜[2]　邓丽珍[3]

基于模糊熵的 GLLE 熵阈值分割方法

摘要

图像分割是计算机视觉中基础且重要的一个问题.熵阈值图像分割作为一种有效的分割方法,被广泛应用于模式识别和图像处理中.传统的图像分割方法并不能获得足够有效的图像特征.为解决这个问题且进一步探究熵阈值在图像分割中的应用,引入一种 GLLE(Gray Level and Local Entropy)二维直方图改进熵阈值图像分割模型,并提出了基于模糊熵的方法计算所建立的二维直方图模型.通过标准实验数据集上的对比实验表明,基于模糊熵的 GLLE 熵阈值分割方法可以得到更加准确的阈值,提高了分割精度.同时在处理不同类型图像的表现上优于往常的算法,具有更强的鲁棒性.

关键词

图像分割;熵阈值;灰度局部熵;二维直方图;模糊熵.

中图分类号 TP391

文献标志码 A

收稿日期 2019-10-15

资助项目 国家自然科学基金(61701259)

作者简介

何春明,男,主要研究方向为图像分割、图像融合、目标识别. chunminghe19990224@gmail.com

邓丽珍(通信作者),女,博士,讲师,主要研究方向为图像处理与人工智能. alicedenglzh@gmail.com

1 南京邮电大学 贝尔英才学院,南京,210023

2 南京邮电大学 光电工程学院,南京,210023

3 南京邮电大学 通信与信息工程学院,南京,210003

0 引言

在模式识别与图像处理领域,图像分割的地位非常重要.图像分割被广泛应用于目标检测[1]、人脸识别[2-3]、医学图像检测[4]和视觉追踪[5]等领域.

关于图像分割,目前已经提出了多种切实可行的方法:基于阈值的分割方法[6]、基于边缘的分割方法[7]、基于区域的分割方法[8]、基于图论的分割方法[9]以及基于泛函的分割方法[10]等.基于阈值的分割方法因其方便快捷,在图像分割中占有一席之地.本文则主要研究基于熵阈值的图像分割方法.

1948 年,香农提出了“信息熵”的概念,把熵引入了信息论的领域,通过信息的不确定性的度量有效解决了复杂信息的量化问题.后来,Pun[11]首次提出了信息熵在自适应阈值方面的应用,而 Kapur 等[12]针对图像分割对 Pun[11]的方法进行了修改,通过最大化图像目标和背景的信息熵值之和来构造熵准则函数的概念沿用至今.

图像熵阈值分割一直以灰度直方图作为最基本的图像特征提取工具,最早始于 Kapur 等[12]所提出的香农熵的一维直方图模型.Yen 等[13]基于 Kapur 等[12]所建立的模型提出了多阈值方法,以增加熵阈值分割的鲁棒性.在此之后,针对一维直方图的改动大多局限于使用更多种类的熵来计算阈值.Sahoo 等[14]提出了 Renyi 熵和它在计算一维直方图的阈值时的具体应用. Albuquerque 等[15]随后也提出了 Tsallis 熵并给出了对应的应用.

一维直方图由于仅仅把灰度当作唯一测度,基于一维直方图的图像分割方法在处理图像时总是缺乏较好的鲁棒性.于是 Abutaled[16]提出了基于二维直方图的图像香农熵阈值求取方法,其二维直方图是通过像素点的灰度值和局部像素的灰度均值作为两个测度来建立的.二维 renyi 熵[17]和二维 Tsallis 熵[18]也被证明比一维方法效果更好.

之后的二维直方图方法主要针对测度进行改变.GLSC[19]通过设定超参数阈值来判断相邻的像素点之间是否具有相似性,并据此建立对应的灰度-相似性二维直方图.因为这种方法需要手动设定相似度阈值且无法很好地区别边缘点和噪声点,所以实验总是难以取得预期的效果.2D-D 首次将梯度方向引入图像熵阈值分割中,但是由于其未能很好地挖掘梯度方向对于图中特征的群体性提取特点,导致

该方法对于图像的空间信息的描述能力略显欠缺,不同图像的分割精度也存在着较大的差异[20].GLGM 将梯度幅值引入分割,由于梯度幅值能够很明显地突出边缘像素点,这个方法相较于 2D-D 有着较好的结果[21].但是由于梯度幅值只考虑单个像素点与临近像素点的差值大小,GLGM 不具备良好的抗噪性和抗光照性.

本文方法采用灰度局部熵(GLLE)二维直方图.由于局部熵可以表征局部矩形内像素点的紊乱程度,所以通过它可以很好地描述图像的空间特性并准确地提取图像特征.此外,由于局部熵是对一个局部矩形的表征,这使其在工作时可以忽略单点的像素值突变所带来的影响,所以它具有一定程度的抗噪性.

此外,本文还使用模糊熵来处理 GLLE 直方图并计算熵值,可以提升效率和分割精度,并通过自适应参数使得本方法可以适用于更多类型的图片.

1 原理背景

1.1 香农熵

以 X 为随机变量的香农熵可以表示为

$$S(X)=S(P_1,P_2,\cdots,P_m)=-\sum_{i=1}^{m}P_i\log P_i,\quad(1)$$

2 和 e 是常用底数,其中 P_i 表示当 $X=x_i$ 时的概率,x_i 是 X 的第 i 个元素.

1.2 模糊熵

在图像处理中,时常会出现目标与背景交界处模糊,甚至融为一体的现象,此时数学语言无法准确地描述出目标的边界.本文利用模糊熵作为判断依据,将图像的灰度级划分为黑、亮、灰 3 个模糊子集,并确定每个子集的隶属度函数.模糊熵的定义如下:

$$H_i=-\sum_{j=0}^{255}\frac{P_j\mu_i(j)}{P_i}\ln\left(\frac{P_j\mu_i(j)}{P_i}\right),\quad(2)$$

其中 j 表示像素的灰度值,P_i 表示第 i 模糊子集发生的概率,P_j 表示灰度为 j 的概率,$\mu_i(j)$ 表示灰度 j 对应于第 i 模糊子集的隶属度.

当 3 个子集的模糊熵之和最大时,能够得到最优的模糊熵参数,从而求出最优分割阈值实现目标与背景的最佳分割.

2 灰度局部熵二维直方图

2.1 局部熵

参照香农熵的定义,本文给出了局部熵的定义.对于一幅图像 $\boldsymbol{K},\boldsymbol{K}\in\mathbf{R}^{M\times N}$,用 $g(x,y)$ 来表示像素点 (x,y) 的灰度值,$x=1,2,\cdots,M,y=1,2,\cdots,N$,$\boldsymbol{g}(x,y)\in(0,255)$.因此,$\boldsymbol{K}=\{\boldsymbol{g}(x,y)\mid x\in\{1,2,\cdots,M\},y\in\{1,2,\cdots,N\}\}$.

之后选择 hist(K) 来表示图像的灰度直方图,hist($\boldsymbol{K}$) 是一个长度为 256 的随机变量并且 SUM(hist($\boldsymbol{K}$)) = $M\times N$.它的在点 (x,y) 的大小为 $E\times E$ 的子集被定义为

$$\boldsymbol{K}_{(x,y)}=\{\boldsymbol{F}(m,n)\},m\in\left[\left(x-\frac{E-1}{2}\right),\left(x+\frac{E-1}{2}\right)\right],$$

$$n\in\left[\left(y-\frac{E-1}{2}\right),\left(y+\frac{E-1}{2}\right)\right].$$

接下来,给出对大小为 $E\times E$ 的以点 (x,y) 为中心点的局部熵的定义:

$$\boldsymbol{S}_{(x,y)}=\boldsymbol{S}(\text{hist}(S^E_{(x,y)})).\quad(3)$$

考虑到有 k 种不同的灰度值在直方图中,局部熵可以被表示成:

$$\boldsymbol{S}_{(x,y)}=-\sum_{i=1}^{k}P_i\log P_i,\quad(4)$$

其中,$P_i=\frac{m_i}{m\times n}$.$P_i$ 是第 i 种灰度值在图中出现的概率,m_i 是在这种灰度值下的像素点的个数.

为了确保对于阈值的计算在一个整数空间里面,我们将局部熵量化为整数.考虑到局部矩形的大小为 $E\times E$ 并且我们设置文中的 $E=3$,根据统计学知识,总共存在 30 种不同的局部熵.我们将它们量化成对应的整数,具体范围为 0 ~ 29.

2.2 GLLE 直方图的建立

选择灰度值和量化后的局部熵作为 2 个测度来建立 GLLE 直方图.图 1 是 GLLE 二维直方图的一个实例.

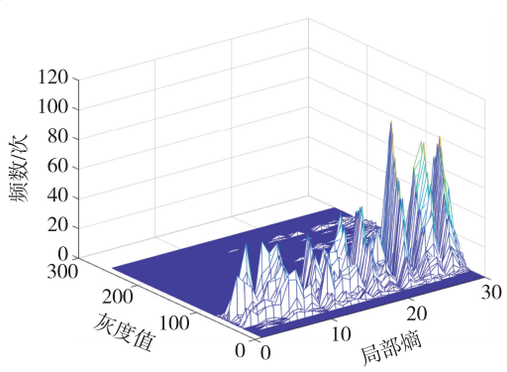


图 1 GLLE 直方图

Fig. 1 GLLE histogram

对于点 (x,y),它的灰度值和量化后的局部熵被表述为 $\boldsymbol{G}_{(x,y)}$,$\boldsymbol{E}_{(x,y)}$.因此,它在二维直方图里对应的坐标是$(\boldsymbol{G}_{(x,y)},\boldsymbol{E}_{(x,y)})$,其中 $\boldsymbol{G}_{(x,y)} \in [0,255]$,$\boldsymbol{E}_{(x,y)} \in [0,29]$.所以,图像 $\boldsymbol{I}$ 可以表示为一个矩阵:

$$\boldsymbol{I}=(\boldsymbol{G}_{(x,y)},\boldsymbol{E}_{(x,y)})=\begin{pmatrix}\boldsymbol{G}_{(1,1)} & \boldsymbol{E}_{(1,1)}\\ \vdots & \vdots\\ \boldsymbol{G}_{(1,N)} & \boldsymbol{E}_{(1,N)}\\ \boldsymbol{G}_{(2,1)} & \boldsymbol{E}_{(2,1)}\\ \vdots & \vdots\\ \boldsymbol{G}_{(2,N)} & \boldsymbol{E}_{(2,N)}\\ \vdots & \vdots\\ \boldsymbol{G}_{(M,N)} & \boldsymbol{E}_{(M,N)}\end{pmatrix}. \tag{5}$$

我们用 $\boldsymbol{H}_{(j,k)}$ 来记录出现在点(j,k)的像素点个数.因此,可以使用 $\boldsymbol{P}_{(j,k)}$ 来表示频率:

$$\boldsymbol{P}_{(j,k)}=\frac{\boldsymbol{H}_{(j,k)}}{M\times N}, \tag{6}$$

其中 $M\times N$ 是图像的尺寸.

2.3 基于模糊熵的阈值计算

将图像像素的灰度分为黑、亮、灰 3 个子集,灰度值小的像素隶属于黑集,灰度值大的像素隶属于亮集,灰度值介于两者之间的像素隶属于灰集.由于这 3 个模糊子集可能存在交叠,为了有效区分各子集过渡区处的模糊性,分别定义隶属度函数如下:

$$\mu_D(j)=\begin{cases}1, & j\leqslant A_1,\\ 1-\dfrac{(j-A_1)^2}{(C_1-A_1)(B_1-A_1)}, & A_1<j\leqslant B_1,\\ \dfrac{(j-C_1)^2}{(C_1-A_1)(C_1-B_1)}, & B_1<j\leqslant C_1,\\ 0, & j>C_1,\end{cases} \tag{7}$$

$$\mu_M(j)=\begin{cases}0, & j\leqslant A_1,\\ \dfrac{(j-A_1)^2}{(C_1-A_1)(B_1-A_1)}, & A_1<j\leqslant B_1,\\ 1-\dfrac{(j-C_1)^2}{(C_1-A_1)(C_1-B_1)}, & B_1<j\leqslant C_1,\\ 1-\dfrac{(j-A_2)^2}{(C_2-A_2)(B_2-A_2)}, & C_1<j\leqslant A_2,\\ 1-\dfrac{(j-A_2)^2}{(C_2-A_2)(B_2-A_2)}, & A_2<j\leqslant B_2,\\ \dfrac{(j-C_2)^2}{(C_2-A_2)(C_2-B_2)}, & B_2<j\leqslant C_2,\\ 0, & j>C_2,\end{cases} \tag{8}$$

$$\mu_B(j)=\begin{cases}0, & j\leqslant A_2,\\ \dfrac{(j-A_2)^2}{(C_2-A_2)(B_2-A_2)}, & A_2<j\leqslant B_2,\\ 1-\dfrac{(j-C_2)^2}{(C_2-A_2)(C_2-B_2)}, & B_2<j\leqslant C_2,\\ 1, & j>C_2,\end{cases} \tag{9}$$

式中,A_1,B_1,C_1,A_2,B_2,C_2 为待确定的模糊参数,其满足如下大小关系:

$$0\leqslant A_1<B_1<C_1<A_2<B_2<C_2\leqslant 255.$$

模糊子集的隶属函数图像如图 2 所示,$[0,A_1]$,$[C_1,A_2]$ 和 $[C_2,255]$ 表示确定区间,$[A_1,C_1]$ 和 $[A_2,C_2]$ 表示模糊区间.μ_M 和 μ_D,μ_B 的交点的横坐标即为分割阈值 T_b 与 T_u.阈值 T_b,T_u 满足如下关系:

$$\mu_D(T_b)=\mu_M(T_b)=0.5, \tag{10}$$

$$\mu_D(T_u)=\mu_M(T_u)=0.5. \tag{11}$$

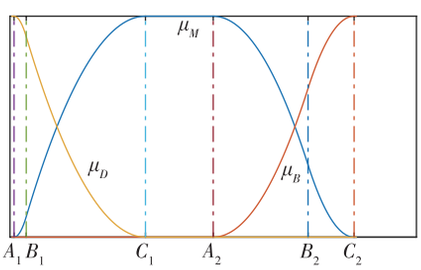


图 2 隶属函数图像

Fig. 2 Membership function

由此可得 3 个模糊子集发生的概率分别为

$$\boldsymbol{P}_M=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\boldsymbol{P}_{M|j}=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_M(j), \tag{12}$$

$$\boldsymbol{P}_B=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\boldsymbol{P}_{B|j}=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_B(j), \tag{13}$$

$$\boldsymbol{P}_D=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\boldsymbol{P}_{D|j}=\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_D(j). \tag{14}$$

基于香农熵的计算公式,可以计算得到黑、亮、灰 3 个子集的模糊熵分别为

$$H_M=-\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_M(j)}{\boldsymbol{P}_M}\ln\left(\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_M(j)}{\boldsymbol{P}_M}\right), \tag{15}$$

$$H_B=-\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_B(j)}{\boldsymbol{P}_B}\ln\left(\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_B(j)}{\boldsymbol{P}_B}\right), \tag{16}$$

$$H_D=-\sum_{j=0}^{255}\sum_{k=0}^{29}\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_D(j)}{\boldsymbol{P}_D}\ln\left(\frac{\boldsymbol{P}_{(j,k)}\mu_D(j)}{\boldsymbol{P}_D}\right). \tag{17}$$

将上述 3 部分求和即得目标函数:

$$H(A_1,B_1,C_1,A_2,B_2,C_2)=H_M+H_B+H_D. \tag{18}$$

通过遍历方法寻找一组最优解$(A_1,B_1,C_1,A_2,$

B_2, C_2),使得目标函数取得最大值,此时分割结果能够包含最大的信息量.利用式(1)、(2),可计算得到最优阈值:

$$T_b=\begin{cases}A_1+\sqrt{\dfrac{(C_1-A_1)(B_1-A_1)}{2}}, \\ \dfrac{(A_1+C_1)}{2}\leqslant B_1\leqslant C_1, \\ C_1-\sqrt{\dfrac{(C_1-A_1)(C_1-B_1)}{2}}, \\ A_1\leqslant B_1\leqslant\dfrac{(A_1+C_1)}{2},\end{cases} \tag{19}$$

$$T_u=\begin{cases}A_2+\sqrt{\dfrac{(C_2-A_2)(B_2-A_2)}{2}}, \\ \dfrac{(A_2+C_2)}{2}\leqslant B_2\leqslant C_2, \\ C_2-\sqrt{\dfrac{(C_2-A_2)(C_2-B_2)}{2}}, \\ A_2\leqslant B_2\leqslant\dfrac{(A_2+C_2)}{2}.\end{cases} \tag{20}$$

3 实验结果及分析

3.1 评价方法

本文采用的评价手段是分割精度[17-23]:

$$\lambda=1-\frac{|M_O|\varphi+|N_O|\psi}{|M_O|+|N_O|}, \tag{21}$$

其中,M_O 和 N_O 分别是原图的背景和目标,φ 和 ψ 分别是原图与结果图的对应目标和背景区域的相似度.

3.2 实验结果对比

将本文方法和其他 6 种常见的方法(1D-KSW[12]、Hs.[18]、GLSC-E[19]、GLSC-F[22]、2D-D[20]、GLGM[21])在标准数据集上进行对比.具体试验结果和对应的分割精度如表 1 和图 3 所示.

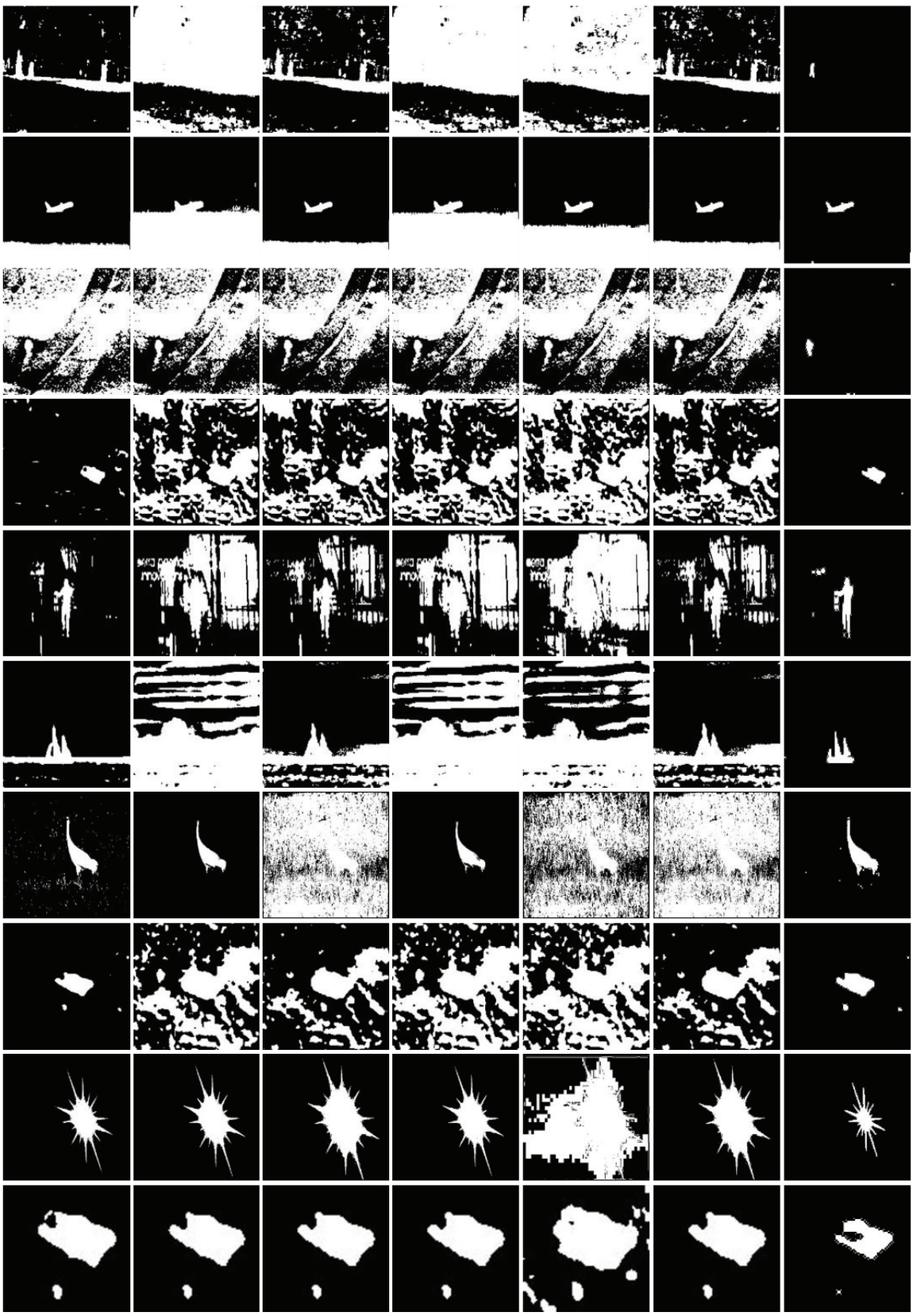
由图 3 和表所 1 可知,本方法的分割结果远优于其他方法,且具有极好的分割精度.一方面是由于本方法的局部熵可以很好地挖掘图像的空间信息,另一方面是因为用于计算阈值的模糊熵有着较多的自适应参数,可以较好地适应各种类型的图片.同时,通过方差分析可知本文方法在稳定性上面要优于其他方法.图 4 为各方法的分割精度对比曲线.

由图 4 可知:1D-KSW 作为较早出现的图像分割方法,拥有较高的分割精度和较为稳定的表现,这体现了在灰度作为唯一测度时已可以较为充分地提取图像特征,表明了灰度作为基本测度的合理性.相比之下,Hs.和 GLSC-E 的表现较差,可见所提出的新测度与所建立的二维直方图未能较好地挖掘图像的空间信息.GLSC-F 的表现要优于 GLSC-E,主要原因应该在于使用了模糊熵代替香农熵来计算阈值,这也体现了模糊熵在计算阈值方面的优越性.2D-D 表现不佳是因为它忽略了梯度方向的群体性,从而导致建立的直方图无法发挥梯度方向的特点;GLGM 方法发挥则极不稳定,主要是该方法选取梯度幅值为测度,这会使其对于强边的突出过于明显而忽略弱边界,导致图像空间信息的提取不够全面,同时,也无法辨别强边和噪声点,常常容易产生误判,导致图像特征的错误提取.

表 1 各分割方法对应的分割精度

Table 1 Segmentation accuracy according to each segmentation result %

图片号	1D-KSW	Hs.	GLSC-E	GLSC-F	2D-D	GLMG	本文方法
1	91.99	24.97	87.30	25.83	31.89	91.50	99.99
2	84.15	57.72	82.99	58.97	69.53	84.54	99.95
3	36.04	45.36	50.24	45.36	47.84	9.79	99.88
4	98.85	59.29	63.32	59.29	43.36	81.14	99.83
5	97.17	63.35	84.12	62.40	48.85	94.33	99.51
6	95.04	33.52	82.99	29.61	45.96	94.19	99.46
7	98.55	99.25	20.49	99.01	37.67	5.88	99.40
8	98.42	62.52	77.49	57.86	51.86	96.86	98.65
9	96.83	95.10	89.99	95.25	54.94	96.26	98.31
10	92.39	93.61	93.36	93.36	80.83	92.44	97.80
方差	3.66	6.61	5.13	6.80	2.10	12.67	5.8×10^{-3}



a. 1D-KSW　b. Hs.　c. GLSC-E　d. GLSC-F　e. 2D-D　f. GLGM　g. 本文方法

图 3　各方法的分割结果

Fig. 3　Segmentation results of each method

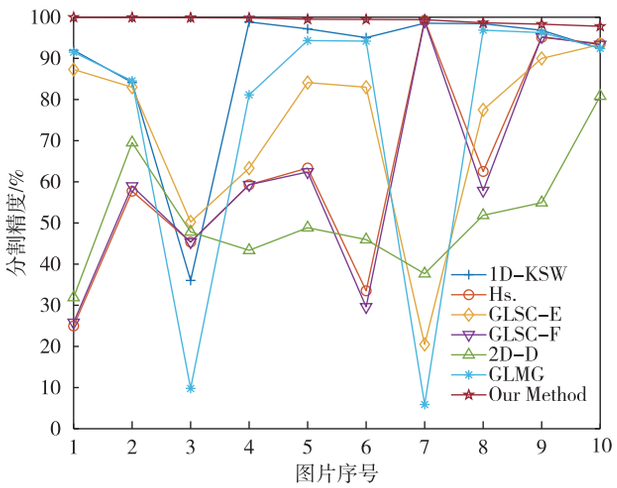


图 4　各方法的分割精度折线图

Fig. 4　Segmentation accuracy of each method

4　总结

本文提出了一种基于灰度和局部熵的二维直方图熵阈值图像分割方法,它充分挖掘了图像的空间信息并使得特征提取更为全面.此外,本文使用模糊熵来计算阈值,因此具有更好的分割精度和效率,实验验证了本文方法在性能和稳定性上都优于其他对比方法.

参考文献

References

[1] 刘忠耿,练智超,冯长驹.多种信息融合的实时在线多目标跟踪[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2017,9(6):656-660
LIU Zhonggeng,LIAN Zhichao,FENG Changju.An online real-time multiple object tracker with multiple information integration[J].Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition),2017,9(6):656-660

[2] Liu H F,Xiong R Q,Liu D,et al.Image denoising via low rank regularization exploiting intra and inter patch correlation[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2018,28(12):3321-3332

[3] Lee J, Tang H, Park J. Energy efficient canny edge detector for advanced mobile vision applications [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2018,28(4):1037-1046

[4] Wang H C,Lai Y C,Cheng W H,et al.Background extraction based on joint Gaussian conditional random fields [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2018,28(11):3127-3140

[5] Jiang N,Liu W Y,Wu Y.Learning adaptive metric for robust visual tracking[J].IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(8):2288-2300

[6] Nie F Y,Zhang P F,Li J Q,et al.A novel generalized entropy and its application in image thresholding[J].Signal Processing,2017,134:23-34

[7] Zhi X H,Shen H B.Saliency driven region-edge-based top down level set evolution reveals the asynchronous focus in image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2018,80:241-255

[8] Zhao H D,Ding Z M,Fu Y.Ensemble subspace segmentation under blockwise constraints[J].IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology,2018,28(7):1526-1539

[9] Niu S J, Chen Q, de Sisternes L, et al. Robust noise region-based active contour model via local similarity factor for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2017,61:104-119

[10] Panjwani D K,Healey G.Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1995,17(10):939-954

[11] Pun T. Entropic thresholding, a new approach [J]. Computer Graphics and Image Processing,1981,16(3): 210-239

[12] 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(1):140

[13] Yen J C, Chang F J, Chang S. A new criterion for automatic multilevel thresholding[J].IEEE Transactions on Image Processing,1995,4(3):370-378

[14] Sahoo P,Wilkins C,Yeager J.Threshold selection using Renyi's entropy[J].Pattern Recognition,1997,30(1): 71-84

[15] de Albuquerque M P,Esquef I A,Mello A R G,et al.Image thresholding using Tsallis entropy[J].Pattern Recognition Letters,2004,25(9):1059-1065

[16] Abutaleb A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy[J].Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1989, 47 (1): 22-32

[17] Sahoo P K,Arora G.A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy [J]. Pattern Recognition, 2004,37(6):1149-1161

[18] Sahoo P K,Arora G.Image thresholding using two-dimensional Tsallis-Havrda-Charvát entropy[J].Pattern Recognition Letters,2006,27(6):520-528

[19] Xiao Y,Cao Z G,Zhong S.New entropic thresholding approach using gray-level spatial correlation histogram[J]. Optical Engineering,2010,49(12):127007

[20] Yimit A,Hagihara Y,Miyoshi T,et al.2-D direction histogram based entropic thresholding[J].Neurocomputing, 2013,120:287-297

[21] Xiao Y,Cao Z G,Yuan J S.Entropic image thresholding based on GLGM histogram[J].Pattern Recognition Letters,2014,40:47-55

[22] Xiao Y, Cao Z G, Zhuo W. Type-2 fuzzy thresholding using GLSC histogram of human visual nonlinearity characteristics[J].Optics Express,2011,19(11):10656

[23] 徐波,李坤.基于矩形扩张的 ROI 区域标记算法[J].南京信息工程大学学报(自然科学版),2010,2(6):

573-576
XU Bo,LI Kun.ROI labeling algorithm based on rectangular expansion[J].Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition),2010,2(6):573-576

GLLE entropic threshold segmentation based on fuzzy entropy

HE Chunming[1] XU Lei[1] LU Guosheng[2] DENG Lizhen[3]
1 Bell Honors School,Nanjing University of Posts and Telecommunications,Nanjing 210023
2 School of Optoelectronic Engineering,Nanjing University of Posts and Telecommunications,Nanjing 210023
3 College of Telecommunications and Information Engineering,Nanjing University of Posts and Telecommunications,Nanjing 210003

Abstract Image segmentation is a basic and important issue in field of computer vision.Entropy threshold image segmentation,as an effective segmentation method,is widely used in pattern recognition and image processing.Traditional image segmentation methods cannot obtain enough effective image features.In order to solve this problem and further explore the application of entropy threshold in image segmentation,a GLLE (Gray Level and Local Entropy) two-dimensional histogram is introduced to improve the entropy threshold image segmentation model,and a method based on fuzzy entropy is proposed to calculate the established two-dimensional histogram model.The comparison experiments on standard experimental datasets show that the proposed GLLE entropy threshold segmentation method based on fuzzy entropy can get more accurate thresholds and improve the segmentation accuracy.Compared with traditional algorithms,our method performs better on different types of images,and has stronger robustness.

Key words image segmentation;entropic threshold;gray level and local entropy(GLLE);2-D histogram;fuzzy entropy