

基于 Tsallis 熵的红外偏振热像分割算法

汪方斌^{1,2}, 孙凡^{1,2}, 王峰³, 赵汝海^{1,2}, 雷经发^{1,2}, 王雪^{1,2}

(1. 安徽建筑大学 机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601;

2. 安徽建筑大学 建筑机械故障诊断与预警重点实验室, 安徽 合肥 230601;

3. 偏振光成像探测技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要: 传统红外热像存在对比度低、边缘模糊等不足而使目标区域分割困难, 红外偏振热像能够凸显边缘和轮廓特征, 因此在环境监测、军事侦察、工业无损检测等领域得到广泛的应用, 但如何进行红外偏振热像分割目前研究较少。为此, 本文提出了一种基于 Tsallis 熵的红外偏振热像分割算法。首先通过 Tsallis 阈值对偏振方位角热像进行初分割, 然后以最小化初分割热像交集与并集误差率优化 Tsallis 指数, 再利用指数优化后的 Tsallis 阈值对偏振方位角热像进行优化分割并通过连通域检测去除误分割得到二次分割图, 最后以二次分割图交集区域为种子区域、并集区域为边界, 通过区域生长法得到最终分割热像。实验结果显示, 本文算法相对最小 Tsallis 交叉熵法、Otsu 法和模糊聚类法错分区域小, 在主观视觉效果和区域间对比度、形状测度评价指标上有较大的改善, 能够更准确地分割出目标。

关键词: 阈值分割; Tsallis 熵; 红外偏振热像

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2020)05-0245-12

Infrared Polarization Thermal Image Segmentation Algorithm Based on Tsallis Entropy

WANG Fangbin^{1,2}, SUN Fan^{1,2}, WANG Feng³, ZHAO Ruhai^{1,2}, LEI Jingfa^{1,2}, WANG Xue^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

2. Key Laboratory of Construction Machinery Fault Diagnosis and

Early Warning Technology of Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

3. Key Laboratory of Polarization Imaging Detection Technology in Anhui Province, Hefei 230031, China)

Abstract: There are some deficiencies in traditional infrared thermal images, such as low contrast and blurred edges, making segmentation of the target region difficult. Infrared polarization thermal imaging can clearly highlight the edges and contours of the observed objects. It has been effectively applied in environmental monitoring, military reconnaissance, industrial nondestructive testing, and other fields. However, there are few studies on infrared polarization thermal image segmentation. In this work, a novel infrared polarization thermal image segmentation algorithm based on Tsallis entropy is proposed. First, the polarization azimuth thermal image is segmented with a Tsallis threshold. Second, the Tsallis index is optimized by minimizing the intersection and union error rate of the initial segmentation thermal image. Subsequently, the polarization azimuth thermal image is segmented by utilizing the exponentially optimized Tsallis threshold, and the quadratic segmentation image is obtained by moving false segmentation through connected domain detection. Finally, taking the intersection area as the seed region and taking the union region as the boundary, the final segmentation thermal image is obtained through the regional growth method. The experimental results show that the algorithm proposed can diminish the false segmentation region. It can improve the evaluation index of the subjective visual effect, interregional contrast, and shape measurement and segment the target accurately compared with the minimum Tsallis cross-entropy, Otsu, and

收稿日期: 2019-07-12; 修订日期: 2020-02-25.

作者简介: 汪方斌 (1972-), 男, 安徽桐城人, 博士, 副教授, 主要从事光学偏振检测、偏智能系统与模式识别、结构损伤与故障诊断等方面的研究。
E-mail: 993882157@qq.com.

基金项目: 国家自然科学基金 (61871002, 51805003)、安徽省自然科学基金 (1808085ME125)、安徽省教育厅高校自然科学和社会科学研究项目 (KJ2017ZD42)、偏振光成像探测技术安徽省重点实验室开放课题、安徽省重点研究与开发计划项目 (1804a09020009)。

fuzzy clustering methods.

Key words: threshold segmentation, Tsallis entropy, infrared polarization thermal image

0 引言

金属疲劳过程是一个复杂的能量耗散过程,可以通过温度来表征^[1]。目前基于疲劳红外热像分析,已有文献提出了一些有效的疲劳评估方法以与相应的疲劳参数建立联系^[2-4]。但在实际工况条件下,因为疲劳热像法分析主要关注材料或构件表面的能量耗散,红外图像在生成和传输过程中不可避免地受到由于热像仪的成像特点及环境干扰等原因引起的随机噪声、起伏背景干扰与热扩散效应的影响,使红外热像存在图像模糊、边缘扩散、对比度低等不足而分割困难^[5-7]。

偏振成像以目标辐射能量偏振特征作为探测信息,从多个不同偏振方向进行光强成像,获得能够反映目标材料性质、表面粗糙度、温度、辐射率等特征的信息,将目标识别从表面上升到多维空间结构,从而能很好地分辨目标上低反射区域和目标轮廓,将目标从复杂的背景中提取出来,解决了传统遥感所不能解决的问题^[8]。因此,在热像检测的基础上融入偏振探测技术,将有助于降低测量噪声的影响,提高目标分割的精度、增加热图的区分度与识别率。

但要准确分析和理解红外偏振图像,图像分割是关键的一步,其结果将直接影响到红外热像特征的提取和描述以及进一步的金属目标疲劳损伤区域的识别、分类和解读。目前国内外专家针对红外热像提出了各种分割算法,如 Ahmed Kabouri 使用多分辨率小波变换对金属试件的热红外图像进行分割,提取金属试件缺陷区域,估计缺陷区域尺寸^[9]; Changhang Xu 从原始灰度图像和高通滤波图像中选择超像素的组合特征,采用模糊 C 均值聚类方法对超像素点进行聚类,对红外图像进行分割,实现了针对裂纹的自动检测^[10]; 付冬梅针对中波红外图像的模糊特性,在生物免疫协调网络机制的启发下,提出了一种基于红外图像成像机制和聚类网络统计特性的多层免疫聚类神经网络分割方法,有效地抑制了红外图像的噪声,突显带有较多边缘细节的成像目标^[11]。但偏振成像针对同一目标会得到多幅不同偏振方位角的原始光强图像,然后通过偏振解析还可以获得 Stokes 参量、偏振度、偏振角、椭圆度等偏振图像,因此上述主要针对单幅图像进行处理的方法在适用于偏振图像时就会受到一定的限制。基于此,国内外学者提出将光强、偏振度、偏振角等图像进行融合再利用上述方法进行

图像分割,如虞文俊通过综合红外光强和偏振信息,再利用模糊 C 均值聚类和边缘提取算法进行处理,最后采用加权法融合实现了金属试件的分类^[12]。Xuelian YU 利用非下采样轮廓波变换对偏振度和偏振角图像进行融合,然后利用 C 均值聚类算法对融合图像进行分割,具有较好的效果^[13]。Guillaume Anna 等人则利用主动偏振成像器件的相互作用对获取的原始图像对比度进行优化并基于 snake 方法进行图像分割从而实现了目标的自动探测^[14]。Nitya Subramaniam 和 Edwin Hancock^[15]基于材料的偏振特性,同时利用偏振光和非偏光推测感兴趣区域是否光滑,再用矩估计来表示强度、偏振度和偏振角图像,并利用折射率范围内的材料偏振度取决于天顶角这一特点,通过球面谐波矢量来表征不同表面反射率的分布和采用马氏距离、标准化图实现了不同材质场景图像的分割。这些方法在一定程度上利用偏振成像获取的光强和偏振图像提高了分割的精度,但是图像之间的冗余信息并未得到充分利用。且这些方法主要针对可见光偏振图像进行目标分割,是否适用于红外偏振图像的目标分割还有待进一步的验证。因为红外热像由于获取时目标和背景之间会发生热交换且存在相机自身噪声及大气散射影响,目标和背景对比度低,边缘模糊,同时目标本身红外辐射不均也会导致目标灰度不均匀。

1988 年,为了解决非广延性系统的问题,巴西物理学家 Tsallis 受多重分形概念的启示,对统计力学中的 BGS 熵模式进行推广,提出了 Tsallis 熵形式,其本质上是对 Shannon 熵的扩展,具有非广延性,能够描述具有长相关、长时间记忆和分形结构的物理过程。在 Albuquerque 等人首次将 Tsallis 熵应用于图像分割以后,研究显示,基于 Tsallis 熵的图像分割可有效提高图像的分割质量^[16]。考虑到偏振图像之间具有很强的互补性、冗余性以及红外图像的非广延性,本文提出一种基于 Tsallis 熵的红外偏振热像分割算法,并通过多通道红外偏振相机获取的不同偏振方位角金属疲劳损伤热像进行验证。

1 红外偏振热像探测原理

根据偏振光学原理,红外热辐射可以用斯托克斯矢量 S 进行表示:

$$S=[s_0, s_1, s_2, s_3]^T \quad (1)$$

式中: s_0 与入射的光强有关, s_1 和 s_2 与两个方向的线

偏振光有关, s_3 与左右旋的圆偏振光有关。在实际探测中, 圆偏光较小, 因此 s_3 忽略^[12]。

通常, 偏振成像有时和分孔径两种模式, 但这两种模式都通过在不同方位角进行检偏而获得不同方位角的偏振图像, 然后进行偏振解析。假设偏振方位角为 θ , 则不同方位角 θ 的成像结果 $I(\theta)$ 用斯托克斯参量表示为:

$$I(\theta) = \frac{1}{2}(s_0 + s_1 \cos 2\theta + s_2 \sin 2\theta) \quad (2)$$

由公式(2)可以看出, 要解算出疲劳过程热耗散产生的红外辐射斯托克斯参量, 至少需要在3个不同方位角进行成像。为了解析方便, 本文取 0° 、 60° 和 120° 三个不同方位角进行偏振探测获得图像 $I(0^\circ)$ 、 $I(60^\circ)$ 和 $I(120^\circ)$, 则解析出的斯托克斯参量为:

$$\begin{cases} s_0 = \frac{2}{3}[I(0^\circ) + I(60^\circ) + I(120^\circ)] \\ s_1 = \frac{4}{3}[I(0^\circ) - \frac{1}{2}I(60^\circ) - \frac{1}{2}I(120^\circ)] \\ s_2 = \frac{2}{\sqrt{3}}[I(60^\circ) - I(120^\circ)] \end{cases} \quad (3)$$

在此基础上, 可以计算出疲劳过程热耗散产生的红外辐射的偏振度 D 与偏振角 A :

$$\begin{cases} D = \frac{\sqrt{s_1^2 + s_2^2}}{s_0} \\ A = \frac{1}{2} \arctan(\frac{s_2}{s_1}) \end{cases} \quad (4)$$

通过以上叙述可以看出, 一次偏振成像观测可以获得多维的信息, 如图1所示。显然, 这些信息之间存在很强的冗余性和互补性, 如何利用这些多维信息准确分割并准确识别出目标区域是偏振成像领域需

要解决的重要问题。

2 Tsallis 熵阈值分割

2.1 分割原理

假设在不同偏振方位角获得的红外热像 I 大小为 $M \times N$, $P(x, y)$ 是像素点 (x, y) 的灰度值, 灰度级为 L , 即 $I = \{P(x, y) | P(x, y) \in (0, 1, 2, \dots, L-1), x \in (0, 1, 2, \dots, L-1), y \in (0, 1, 2, \dots, L-1)\}$ 。用 h_i 表示灰度级 i 出现的频次, 则图像 I 的直方图为 $H = (h_0, h_1, \dots, h_{L-1})$, 归一化的频率直方图为 $p = (p_0, p_1, \dots, p_{L-1})$,

其中 $p_i = \frac{h_i}{MN} \geq 0$ 。如果要将图像分割成 $n+1$ 个区域,

则给定有 n 个阈值 T_1, T_2, \dots, T_n , 且 $0 < T_1 < T_2 < \dots < T_n < 255$, 每个区域的 Tsallis 熵表示为:

$$\begin{cases} E_q^0 = \frac{1}{q-1} [1 - \sum_{j=0}^{T_1} (\frac{p(j)}{p_0})^q] \\ \vdots \\ E_q^k = \frac{1}{q-1} [1 - \sum_{j=T_k}^{T_{k+1}} (\frac{p(j)}{p_{T_k}})^q] \\ \vdots \\ E_q^n = \frac{1}{q-1} [1 - \sum_{j=T_n}^{255} (\frac{p(j)}{p_n})^q] \end{cases} \quad (5)$$

式中: q 是 Tsallis 指数, 用来刻画热像的非广延程度。当 $q \rightarrow 1$ 时, Tsallis 熵与 Shannon 熵等价^[17]。

$$P_k = \sum_{j=T_k}^{T_{k+1}} p(j) \quad (k=0, 1, \dots, n; T_0=0, T_{n+1}=L-1),$$

表示第 k 个区域灰度级概率的和。根据伪叠加性规则, 热像系统总的 Tsallis 熵 E_q 为:

$$E_q = \sum_{j=0}^n E_q^j + (1-q) \prod_{j=0}^n E_q^j \quad (6)$$

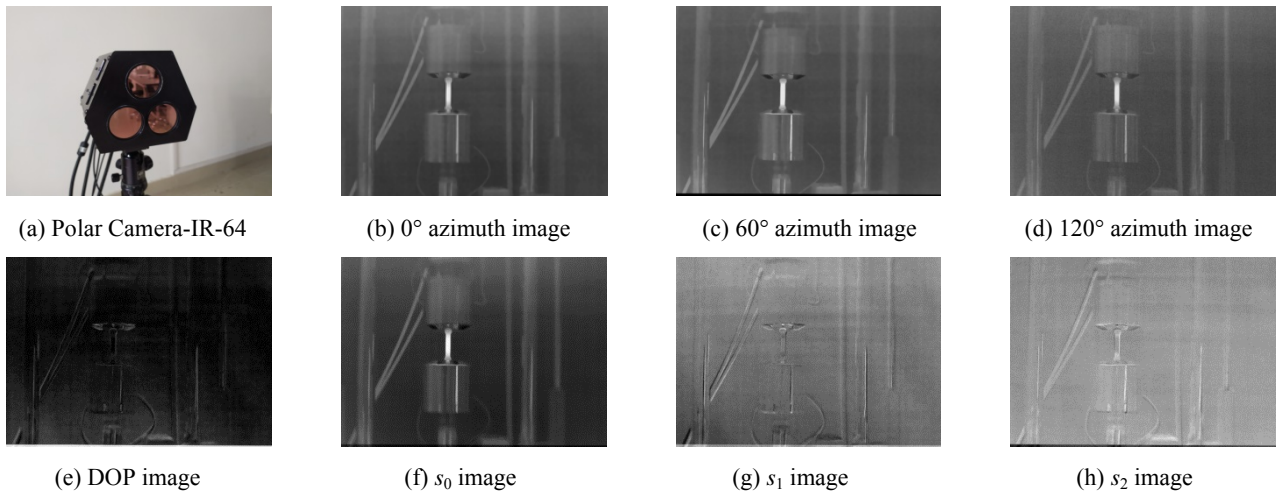


图1 红外偏振相机及偏振信息图像

Fig.1 Infrared polarization camera and polarization information images

应用 Tsallis 熵进行图像阈值分割,即按最大熵原则选择最优阈值 $T^*=(T_1^*, T_2^*, \cdots, T_n^*)$ 使 Tsallis 熵 E_q 达到最大,即:

$$T^*=\arg \max (E_q(T))$$

(7)

研究表明,相对最大 Shannon 熵法,最大 Tsallis 熵的阈值分割算法具有更好的分割效果,主要是由于 Tsallis 熵在图像处理上反映了图像内部各个像素点灰度值之间存在全局关联性。另外,最大 Tsallis 熵的阈值分割算法带有一个可调 Tsallis 的指数 q ,增加了图像分割的灵活性。

2.2 Tsallis 指数

注意到 Tsallis 熵计算时需要选择用来刻画热像非广延程度的 Tsallis 指数,但由于图像的多样性,实际上 Tsallis 指数难以正确选择,目前主要通过经验选取,造成了在很多情况下最大 Tsallis 熵的阈值分割算法分割效果不佳,难以推广到多阈值分割算法中。

随机选取 OTCBVS Benchmark 红外图像数据集^[18]中的 3 幅图像和通过红外偏振相机获取的 2 幅金属疲

劳试件的红外偏振热像,如图 2(a)所示;图 2(b)展示了 5 幅图像通过经验选择不同 Tsallis 指数 q 时经过最大 Tsallis 熵阈值分割获取的最优阈值 T^* 的变化。通常,红外图像分割的 q 值选取在(0,1)范围内^[19-21],由图 2 可以看出,最优阈值 T^* 随 Tsallis 指数 q 在此范围内有较大波动,不同的 q 值可能会造成图像分割结果存在显著差异。

图 3 中演示了三通道红外偏振相机获取目标的各通道红外偏振热像在不同 q 值时可能产生的分割结果。图中,椭圆形区域表示单通道图像在某一经验参数 q (q_i, q_j, q_k 以下标 i, j, k 表示任意参数 q) 下分割后的目标区域,不同的参数 q 就会存在不同椭圆区域。由图 3 可以看出,同一目标通过不同通道获取的方位角图像,由于通道特性不同而使得到的信息存在差异,因而目标与背景的长程相关性不同,在经验选取 Tsallis 指数 q 时可能会造成较大的分割误差,如图 3(d) 所示。显然,不同偏振方位角图像应用 Tsallis 熵法进行分割,其最优阈值所对应 q 会有所不同。

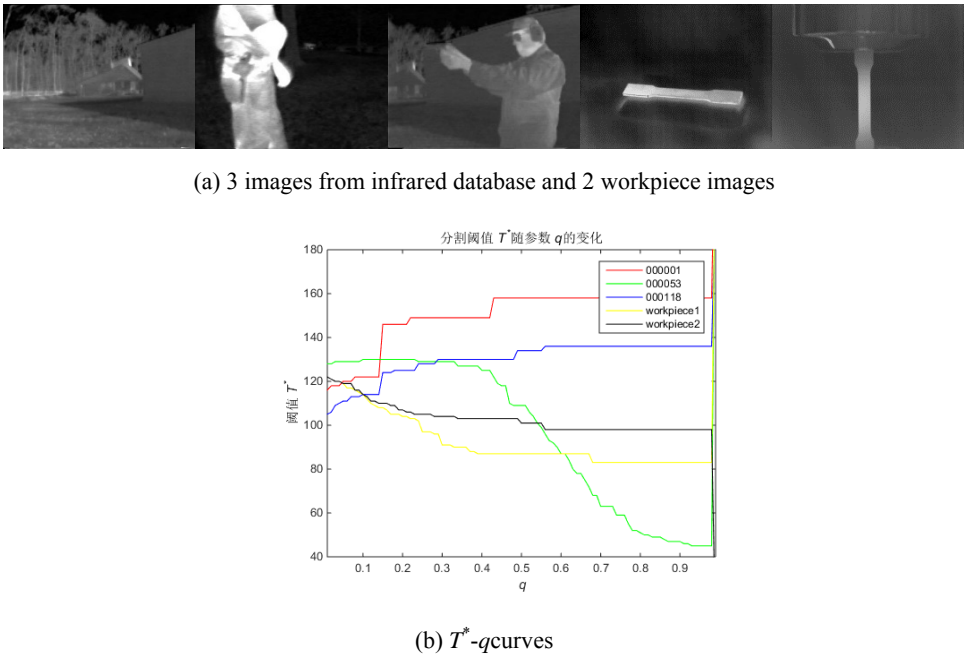


图 2 不同 q 指数最大 Tsallis 熵分割最优阈值变化曲线

Fig.2 The optimal threshold value curves of the maximum Tsallis entropy segmentation for different q

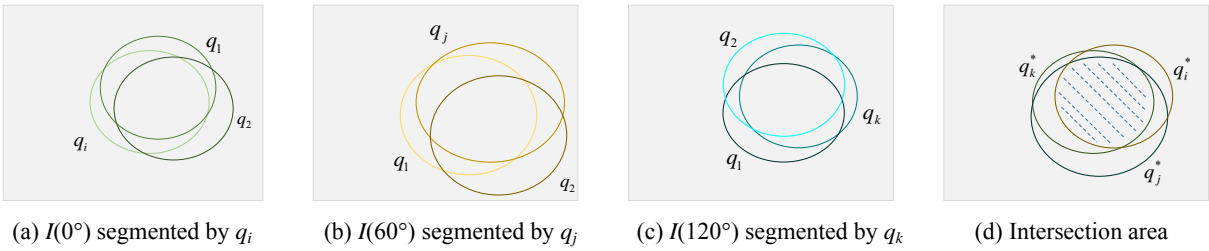


图 3 不同参数 q 对分割结果产生影响的演示图

Fig.3 The demonstration diagram of the influence of different q on the segmentation result

3 红外偏振热像阈值分割模型

通过多通道相机拍摄物体偏振方位角图像获取偏振信息过程中,在不同偏振方位角获取的偏振红外热像针对的是同一目标,因此,当对各方位角图像进行分割时,各图像目标区域应该趋向一致。基于此,可以将不同方位角图像分割出的目标区域交集部分 A 与并集部分 B 间的差异作为一致性的度量。理想情况下,方位角图像准确分割时,对目标区域来说有 $A=B$ 。

3.1 多通道图像整体信息

假设通过红外偏振相机获取了 n 幅不同偏振方位角目标热红外图像且已经配准,应用 Tsallis 熵法进行分割,在非理想情况下,这 n 幅图像分割后目标区域必然会存在偏差,即识别出的目标区域既有重叠也有非重叠,即对同一像素 (i, j) 位置的图像可能存在以下 3 种可能:

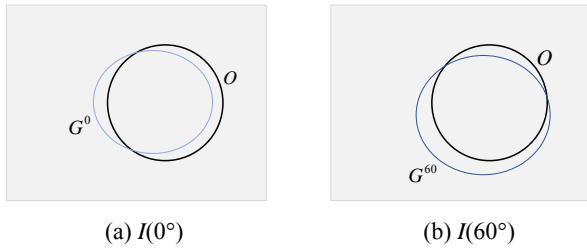


图4 $I(0^\circ)$ 、 $I(60^\circ)$ 和 $I(120^\circ)$ 方位角图像分割结果模拟图

3.2 多通道图像整体分割准则函数

参考已有文献[19-21],本文对单幅偏振方位角图像(如偏振方位角为 θ_1 的图像)应用 Tsallis 熵阈值分割,参数 q 范围选取在 $(0,1)$ 内。在此范围内选取不同的 q , 建立 q 集合,通过遍历可得到在不同 q 下的图像分割结果。假设 n 幅方位角图像经分割后得到的结果集合为 C_1, C_2, \dots, C_n , 则 n 幅方位角图像中目标区域应该一致,当 n 幅方位角图像分割结果出现不同的分割区域时, n 幅图像间出现分割误差,当 n 幅图像趋向分割出相同目标区域时分割误差减小,相反 n 幅图像各自分割出不同区域时分割误差增大。基于这个思想,本文建立多通道红外偏振方位角图像 Tsallis 熵阈值分割准则函数。

从集合 C_1, C_2, \dots, C_n 中分别选取 θ_1 方位角图像在 q_{i_1} 下的分割结果(q_{i_1} 为 θ_1 方位角图像对应的参数 q 集合元素)、 θ_2 方位角图像在 q_{i_2} 下的分割结果、 \dots 、 θ_n 方位角图像在 q_{i_n} 下的分割结果,建立不同 q 参数 n 幅分割结果图的分割误差率:

$$\text{erf}(q_{i_1}, q_{i_2}, \dots, q_{i_n}) = \frac{\text{union} - \text{intersection}}{\text{union}} \quad (8)$$

- 1) 在 n 幅图像中均被分割为背景;
- 2) 在 $i(1 < i < n)$ 幅图像中被分割为背景, 在 $n-i$ 幅图像中被分割为目标;
- 3) 在 n 幅图像中均被分割为目标。

考虑到目标区域应该具有一致性,本文采取投票机制,当在 n 幅结果图中像素 (i, j) 均识别为背景时,视该区域分割为背景待选区域;当均识别为目标时,视该区域分割为目标区域,即 n 幅分割结果中识别为目标点的区域交集部分构成整体分割的目标区域;当出现 $i(1 < i < n)$ 幅结果图中像素 (i, j) 识别为目标或背景,则认为该点为模糊区域。图4以三通道相机为例,3个通道针对同一物体,区域 O 为目标区域; G^0 区域模拟 0° 方位角图像分割出的目标区域, G^{60} 、 G^{120} 分别为 60° 、 120° 方位角图像分割结果;图(d)演示前3幅图分割结果的交集区域(目标区域),补集区域(模糊区域)。

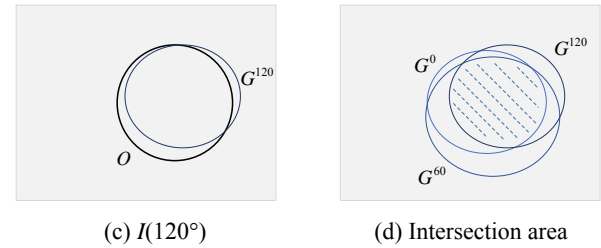


Fig.4 $I(0^\circ)$ 、 $I(60^\circ)$ and $I(120^\circ)$ segmentation results simulation

式中: union、intersection 分别为交集区、并集区:

$$\text{intersection} = \sum_{x=1}^h \sum_{y=1}^w [\bigcap_{i=1}^n \text{pix}_{\theta_i, q_{i_i}}(x, y)] \quad (9)$$

$$\text{union} = \sum_{x=1}^h \sum_{y=1}^w [\bigcup_{i=1}^n \text{pix}_{\theta_i, q_{i_i}}(x, y)] \quad (10)$$

式中: $\text{pix}_{\theta_i, q_{i_i}}(x, y)$ 为 θ_i 方位角图像在参数为 q_{i_i} 的 Tsallis 熵法分割后的二值化图像; h, w 为图像的高、宽; intersection 为三幅经 Tsallis 熵法分割后的二值化图像间的交集部分,是共同检测出的区域, union 为分割后并集部分,则有:

$$(q_{i_1}^*, q_{i_2}^*, \dots, q_{i_n}^*) = \arg \min[\text{erf}(q_{i_1}, q_{i_2}, \dots, q_{i_n})] \quad (11)$$

式中: $q_{i_1}^*, q_{i_2}^*, \dots, q_{i_n}^*$ 分别为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 偏振方位角红外图像基于该准则 Tsallis 熵阈值分割对应的最优参数 q , 由此可以得到最终的分割阈值 $(T_1^*, T_2^*, \dots, T_n^*)$:

$$\begin{cases} T_1^* = \arg \max_{q_1} (E_{q_1}^*(T)) \\ T_2^* = \arg \max_{q_2} (E_{q_2}^*(T)) \\ \vdots \\ T_n^* = \arg \max_{q_n} (E_{q_n}^*(T)) \end{cases} \quad (12)$$

将单幅图像的 Tsallis 熵阈值分割扩展至多幅图像的整体分割,即可将目标类和背景类概率分布之间的相互关系扩展至同一目标的多幅图像,从而提高了初分割的准确性。

3.3 精分割

本文首先采用上述基于 Tsallis 熵的多通道红外偏振热像阈值分割模型对 n 幅不同方位角的热红外光强图像进行整体分割。将 q 在 $(0,1)$ 范围内划分为 10 等分,分别取 $q_1=0.1, q_2=0.2, \dots, q_9=0.9$ 。考虑到上述分割结果图中仍存在部分误分割,对经多通道图像整体分割的结果图进行连通域检测并计算各分割区域面积,将较小的误分割区域去除得到二次分割图。然后将二次分割图的交集区域作为种子区域、并集区域作为边界,以偏振光强图像 S_0 的灰度值均匀性为准则进行区域生长,融合二次分割图像得到最终分割图。光强图像 S_0 是 n 幅方位角图像光强的线性叠加,具有较好的灰度均匀性,计算图像 S_0 中种子区域灰度均值以及灰度标准差 σ ,将生长区域灰度值与种子区域灰度均值之差小于标准差的像素点并入种子区域,从而得到最终分割图像。

多通道图像整体分割及精分割的完整流程如图 5 所示。

4 实验结果与分析

为验证所提出方法的有效性,通过 PolarCamera-IR-640 型红外偏振相机拍摄三组金属试件图像,将本文方法与最小 Tsallis 交叉熵法^[22]、经典 Otsu 法^[23]和模糊聚类法^[24]进行分割实验比较。PolarCamera-IR-640 型红外偏振相机是一种三通道(n

=3) 长波红外波段,进行线偏振信息测量的成像仪器,如图 1(a)所示,可用于测量物体表面的长波红外线偏振辐射特性参数,能够获取场景的红外原始偏振方向($0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$)图像。选取标准尺寸 Q235 钢试件,通过疲劳试验、温度加热(40°C)模拟金属试件疲劳过程,拍摄 3 组图像,疲劳试件图像、Q235 试件 1 图像和 Q235 试件 2 图像作为分割示例。算法实现平台为 Matlab2014a,硬件环境为 Core(TM)i5-4200M CPU 2.50 GHz,内存为 DDR3L 4G。

本文采用区域间对比度 GLC^[25]和形状测度 F ^[26]作为图像分割客观评价。区域之间特性对比度越大表明被分割区域之间差异越大,其分割质量一般越好;

区域间对比度 $\text{GLC} = \frac{|f_1 - f_2|}{f_1 + f_2}$, f_1 和 f_2 为目标类和背景类的平均灰度。形状测度反映被分割目标类的完整性,目标的面积为 S ,周长为 P ,其形状测度 $F = \frac{4\pi S}{P^2}$ 。

当目标和背景间相互错分,分割结果中错分的目标和背景较为分散,完整性被破坏,分割结果中目标类的周长往往增大面积减小,因此,形状参数越大被分割出的目标类效果越好。

图 6 为不同偏振方位角的红外偏振热像,从上向下依次为疲劳试件、Q235 试件 1 和 Q235 试件 2。图 7 显示了疲劳试件配准后的偏振方位角图像以及经多通道图像整体分割、精分割各个步骤的中间结果。基于 Tsallis 熵的多通道红外偏振方位角图像整体阈值为本文提出的核心算法,因此,在对比部分仅将经多通道图像整体分割的结果与传统算法进行比较。图 8~图 10 为疲劳试件、Q235 试件 1 和 Q235 试件 2 不同方位角图像经 4 种方法分割的结果对比,从上向下依次为本文所提基于 Tsallis 熵的多通道红外偏振方位角图像整体阈值分割方法、最小 Tsallis 交叉熵法、Otsu 法和模糊聚类法分割结果。最后,在图 11 中展示了疲劳试件、Q235 试件 1 及 Q235 试件 2 经多通道图像整体分割、精分割整个流程得到的最终分割图。

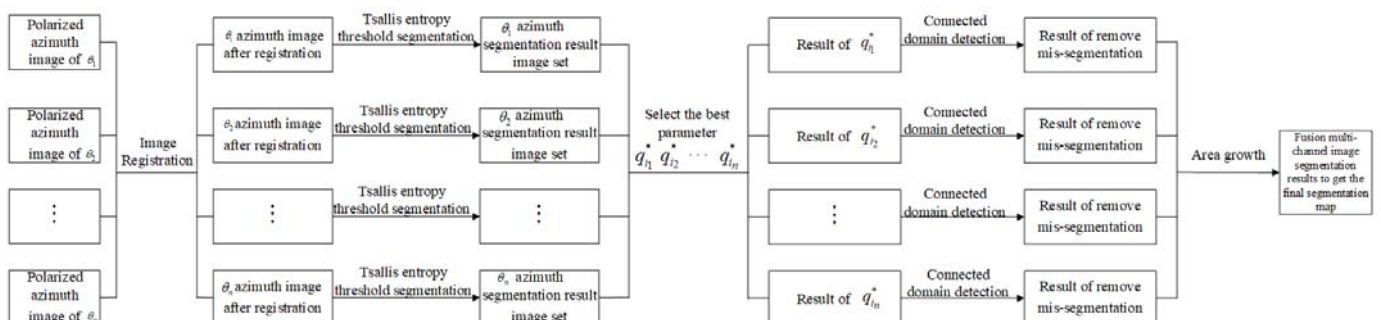
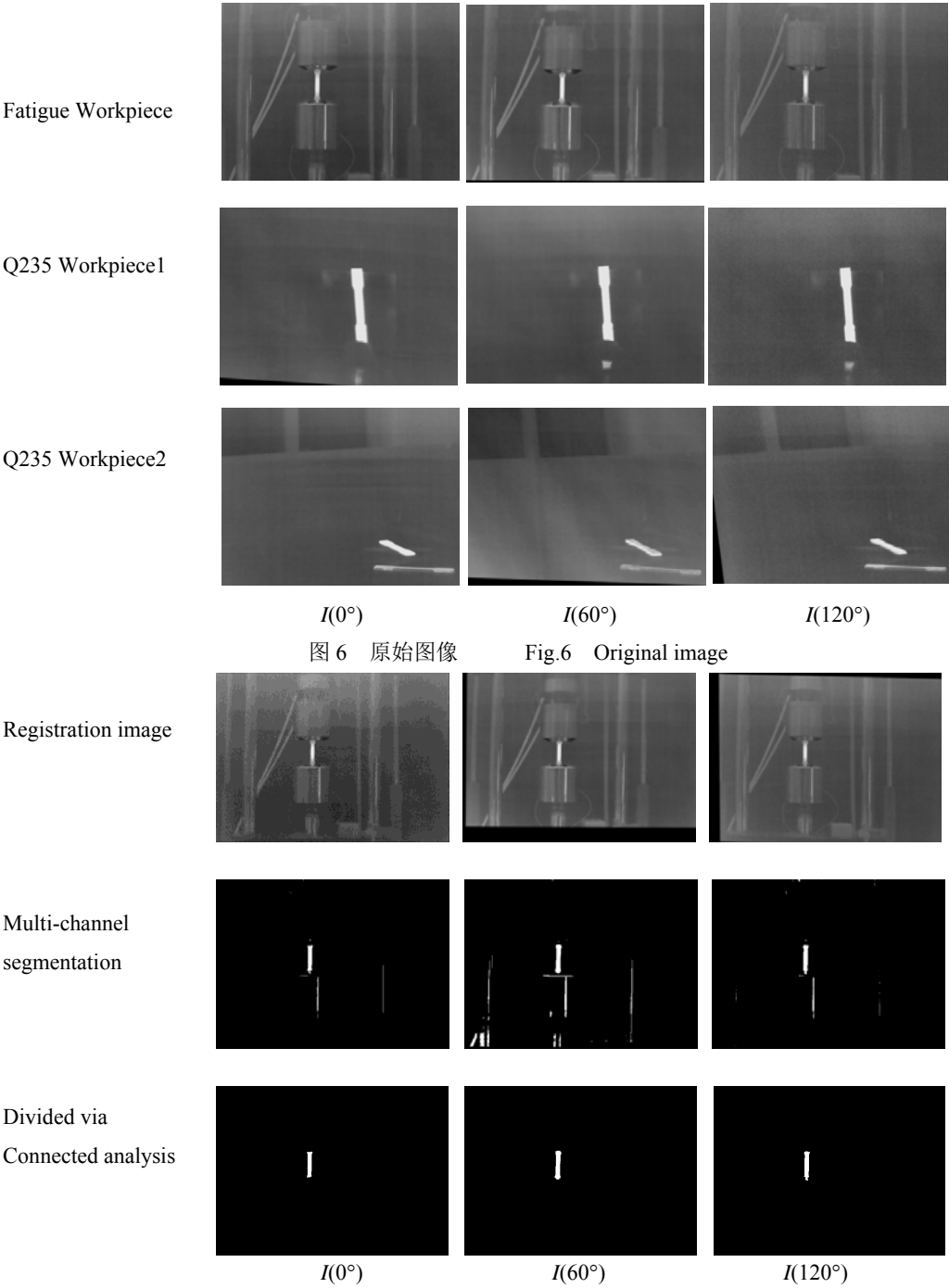


图 5 多通道图像整体分割、精分割流程图 Fig.5 Multi-channel image overall segmentation and fine segmentation flow chart



The quadratic segmentation map is obtained by region growing fusion

图 7 疲劳试件多通道整体分割、精分割中间结果

Fig.7 Multi-channel integral segmentation and fine segmentation intermediate results of fatigue specimens

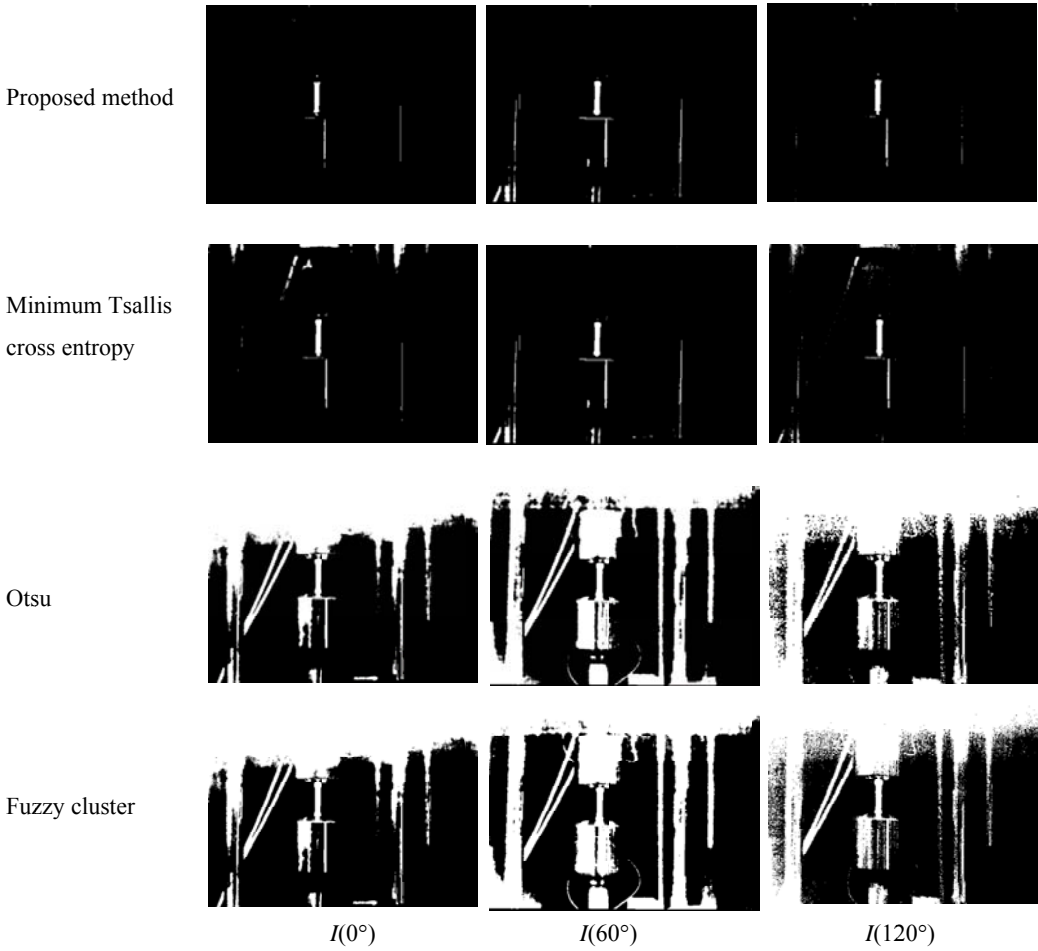
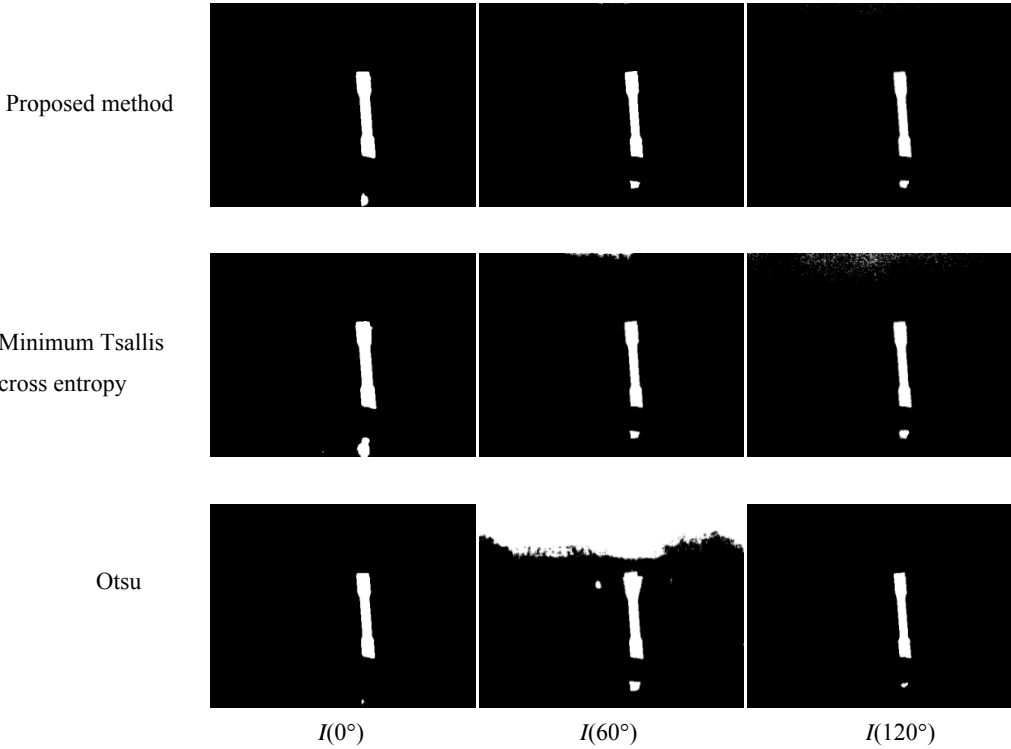


图 8 疲劳试件分割结果对比

Fig.8 The comparison of the segmentation results of fatigue workpiece



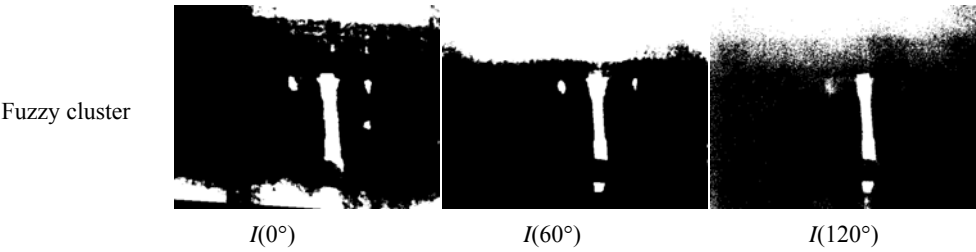


图9 Q235 试件 1 分割结果对比

Fig.9 The comparison of the segmentation results of Q235 workpiece1

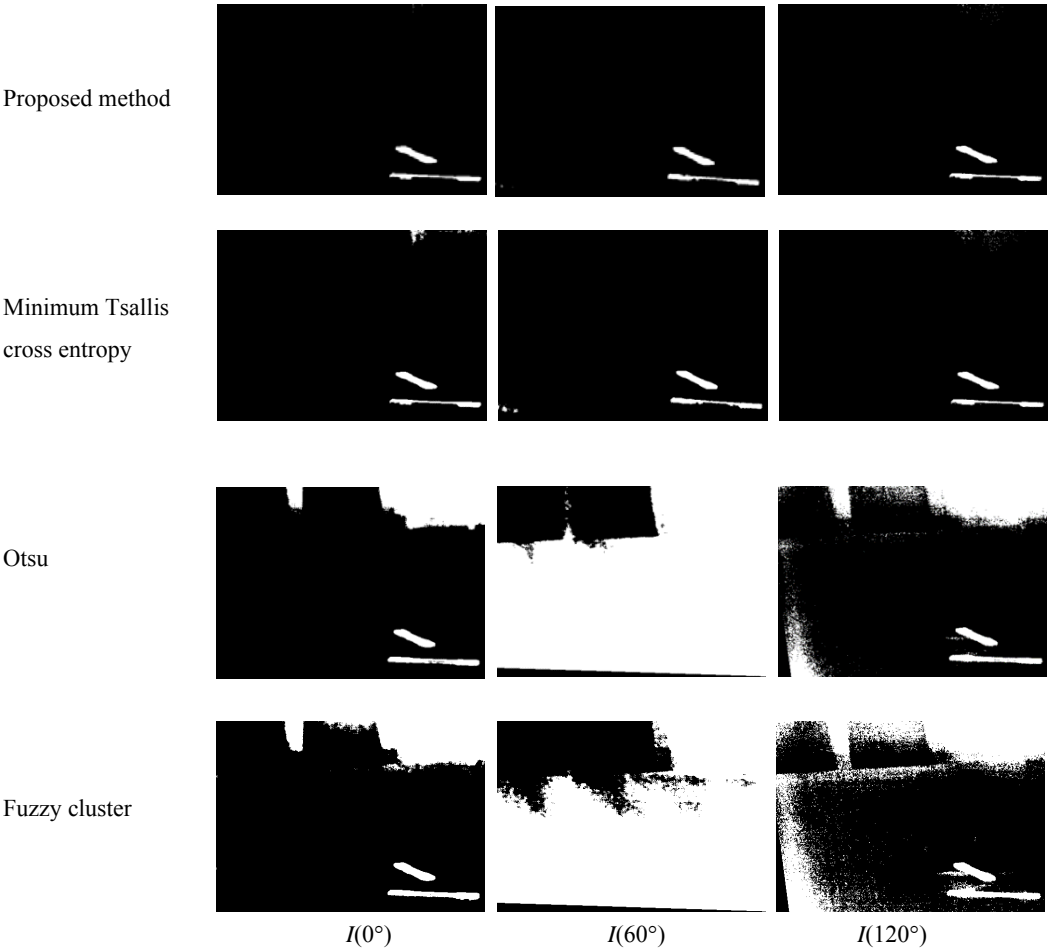


图10 Q235 试件 2 分割结果对比

Fig.10 The comparison of the segmentation results of Q235 workpiece2



图11 经多通道整体分割、连通域检测以及区域生长得到的最终分割结果

Fig.11 Final segmentation results obtained by multi-channel global segmentation, connected domain detection, and region growing

表 1 为疲劳试件应用本文方法分割选取的参数 q^* 和分割阈值 T^* 。表 2 中本文所提出的分割模型得到的 3 幅偏振方位角图像分割结果均有最大的区域间对比度, 与之对应的表 3 形状测度评价指标中, 本文方法也有同样的表现。这两种评价指标与分割结果的视觉效果一致, 由于试件背景环境的复杂性 Otsu 法与模糊聚类法均有大面积的错分区域, 而本文方法将三幅方位角图像作为整体进行分割大幅度减少了误分区域。结果表明了本文方法对疲劳试件图像分割的有效性。

表 4 是 Q235 试件 1 应用本文方法分割选取的参数 q^* 和分割阈值 T^* 。表 5 和表 6 两种评价指标中本文方法在 Q235 试件 1 的 0° 偏振方位角图像和 120° 偏振方位角图像分割中的表现略低于 Otsu 法。从分割结果的视觉效果上看, Otsu 法在左下角的误分割区域有所缩小, 但从整体效果上看, 本文方法在 3 幅方位角图像上的表现仍然较优, 分割效果较为一致, 而 Otus 法在 60° 偏振方位角图像分割中产生了大面积误分割。

表 1 疲劳试件本文方法选取的参数 q^* 和分割阈值 T^*

Table 1 The parameters q^* and T^* selected by this method in fatigue workpiece

	0°	60°	120°
q^*	0.4	0.9	0.1
T^*	147	148	136

表 2 疲劳试件分割效果区域间对比度评价指标

Table 2 GLC of fatigue workpiece segmentation

	0°	60°	120°
Proposed method	0.3901	0.3748	0.3432
Minimum Tsallis cross entropy	0.3039	0.3193	0.2456
Otsu	0.2207	0.1523	0.1469
Fuzzy cluster	0.2207	0.1469	0.1475

表 3 疲劳试件分割效果形状测度评价指标

Table 3 F of fatigue workpiece segmentation

	0°	60°	120°
Proposed method	0.0540	0.0268	0.0711
Minimum Tsallis cross entropy	0.0201	0.0147	0.0110
Otsu	0.0183	0.0098	0.0037
Fuzzy cluster	0.0183	0.0143	0.0035

表 4 Q235 试件 1 本文方法选取参数 q^* 和分割阈值 T^*

Table 4 The parameters q^* and T^* selected by this method in Q235 workpiece1

	0°	60°	120°
q^*	0.1	0.1	0.1
T^*	118	132	127

表 5 Q235 试件 1 分割效果区域间对比度评价指标

Table 5 GLC of Q235 workpiece1 segmentation

	0°	60°	120°
Proposed method	0.4462	0.4308	0.4423
Minimum Tsallis cross entropy	0.4175	0.4135	0.4007
Otsu	0.4674	0.2058	0.4559
Fuzzy cluster	0.1588	0.1993	0.1896

表 6 Q235 试件 1 分割效果形状测度评价指标

Table 6 F of Q235 workpiece1 segmentation

	0°	60°	120°
Proposed method	0.2942	0.2412	0.2323
Minimum Tsallis cross entropy	0.2729	0.0872	0.0277
Otsu	0.3192	0.0743	0.2660
Fuzzy cluster	0.0193	0.0905	0.0036

表 7 对应 Q235 试件 2 应用本文方法分割选取的参数 q^* 和分割阈值 T^* 。从视觉效果上看本文方法针对 Q235 试件 2 图像较为准确地分割出了目标区域, 与表 8 中区域间对比度指标一致。但在 Otsu 法分割中, 0° 方位角与 60° 方位角有明显误分割区域, 由于形状测度指标的局限性, 在表 9 中未能体现。

表 7 Q235 试件 2 本文方法选取的参数 q^* 和分割阈值 T^*

Table 7 The parameters q^* and T^* selected by this method in Q235 workpiece2

	0°	60°	120°
q^*	0.2	0.2	0.1
T^*	127	139	126

表 8 Q235 试件 2 分割效果区域间对比度评价指标

Table 8 GLC of Q235 workpiece2 segmentation

	0°	60°	120°
Proposed method	0.3856	0.3367	0.3831
Minimum Tsallis cross entropy	0.3599	0.3283	0.3719
Otsu	0.1992	0.2915	0.1731
Fuzzy cluster	0.1892	0.2461	0.1419

表9 Q235 试件 2 分割效果形状测度评价指标

Table 9 F of Q235 workpiece2 segmentation	0°	60°	120°
Proposed method	0.0954	0.0965	0.0787
Minimum Tsallis cross entropy	0.0522	0.0800	0.0534
Otsu	0.1042	0.3370	0.0069
Fuzzy cluster	0.0573	0.0587	0.0025

5 结论

本文基于多通道相机获取红外偏振图像间的冗余性、互补性,结合具有非广延特性的Tsallis熵,建立了基于Tsallis熵的多通道红外偏振热像阈值分割模型。将针对单一通道图像分割的传统算法扩展至多通道图像整体分割,在提高分割精度的同时,实现了对参数 (q^*, T^*) 的算法选取,避免了传统算法中对参数 q^* 的人工选取,正因如此,与传统算法相比本文所提算法在耗时上所有增加,但在时间复杂度上本文所提算法与传统算法仍一致为 $O(n)$ 。针对本文算法在耗时方面的不足,引入优化算法降低耗时将是本文研究下一阶段的重点之一。通过与最小Tsallis交叉熵、Otsu法和模糊聚类法的分割实验比较表明了该模型的有效性。通过该模型进行分割得到的3幅偏振方位角的整体分割图,再经过连通域检测与区域生长融合两步后续处理得到了较优的分割结果。

参考文献:

[1] WANG X G, RAN H R, JIANG C, et al. An energy dissipation-based fatigue crack growth model[J]. *International Journal of Fatigue*, 2018, **114**: 167-176.

[2] Adib-Ramezani H, Jeong J. Advanced volumetric method for fatigue life prediction using stress gradient effects at notch roots[J]. *Computational Materials Science*, 2007, **39**(3): 0-663.

[3] Amiri M, Khonsari M M. On the Role of Entropy Generation in Processes Involving Fatigue[J]. *Entropy*, 2011, **14**(1): 24-31.

[4] Naderi M, Khonsari M M. Real-time fatigue life monitoring based on thermodynamic entroy[J]. *Structural Health Monitoring*, 2011, **9**(4): 189-197.

[5] YU W B, TONG D, LIU F X, et al. The Research of Infrared Image Denoising Algorithm Based on Curvelet Transform[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, **701-702**: 381-385.

[6] DAI S S, LIU Q, TANG H M, et al. Study on an Infrared Image Enhancement Algorithm by Using Lateral Inhibition of Human Visual System[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, **696**: 92-98.

[7] 蔡金平, 吴礼刚, 彭宗举, 等. 红外硫系玻璃内部环状条纹检测及其

算法研究[J]. *激光与红外*, 2012, **42**(2): 183-186.

CAI Jinping, WU Ligang, PENG Zongju, et al. Internal ring stripes detection and algorithms for IR chalcogenide glasses[J]. *Laser & Infrared*, 2012, **42**(2): 183-186.

[8] 汤倩, 张仁斌, 凌晋江, 等. 热辐射偏振建模与仿真[J]. *光电工程*, 2015, **42**(8): 41-46.

TANG Qian, ZHANG Renbin, LING Jinjiang, et al. Modeling and Simulation of Thermal Emission Polarization[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2015, **42**(8): 41-46.

[9] Kabouri A, Khabbazi A, Youlal H. Applied multiresolution analysis to infrared images for defects detection in materials[J]. *NDT & E International*, 2017, **92**: 38-49.

[10] XU C, XIE J, CHEN G, et al. An infrared thermal image processing framework based on superpixel algorithm to detect cracks on metal surface[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, **67**: 266-272.

[11] 付冬梅, 于晓, 童何俊. 基于免疫模板聚类的模糊中波红外图像目标提取[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, **34**(3): 673-676.

FU Dongmei, YU Xiao, TONG Hejun. Extracting Target from Blurred Midwave Infrared Image Based on Immune Template Clustering[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2014, **34**(3): 673-676.

[12] 虞文俊, 顾国华. 一种基于模糊C均值聚类和边缘提取算法的红外偏振图像的模式识别方法[J]. *光子学报*, 2013, **42**(10): 1244-1247.

YU Wenjun, GU Guohua. A Polarization Image Pattern Recognition Method Based on Fuzzy C-means Clustering and Edge Detection Algorithms[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2013, **42**(10): 1244-1247.

[13] YU X, CHEN Q, GU G, et al. An infared polarization image fusion method based on NSCT and fuzzy C-means clustering segmentation algorithms[C]//*Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2014, **9300**: 93000W-1-93000W-9.

[14] Anna G, Bertaux N, Galland Frédéric, et al. Joint contrast optimization and object segmentation in active polarimetric images[J]. *Optics Letters*, 2012, **37**(16): 3321-3323.

[15] Subramaniam N, Hancock E R. Surface Material Segmentation Using Polarisation[C]//*Mexico: Advances in Pattern Recognition - Second Mexican Conference on Pattern Recognition*, 2010: 115-124.

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

[17] Tsallis C. Possible generalization of Boltzmann-Gibbs statistics[J]. *Journal of Statistical Physics*, 1988, **52**(1-2): 479-487.

[18] Riad I Hammoud, James W David, Guoliang Fan. OTCBVS Benchmark Dataset Collection[DB/OL]. http://vcip1-okstate.org/pbvs/bench/?tdsourcetag=s_pctim_aiomsg, 2013, 8.

[19] 宋亚玲, 欧聪杰. Tsallis熵的参数在图像阈值分割中的应用[J]. *传感器与微系统*, 2015, **34**(11): 147-149.

- SONG Yaling, OU Congjie. Application of parameter of Tsallis entropy in image threshold segmentation[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2015, **34**(11): 147-149.
- [20] LIN Q, OU C. Tsallis entropy and the long-range correlation in image thresholding[J]. *Signal Processing*, 2012, **92**(12): 2931-2939.
- [21] 聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 一种基于 Tsallis 相对熵的图像分割阈值选取方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017(7): 137-144.
- NIE Fangyan, LI Jiangqi, ZHANG Pingfeng, et al. A Threshold Selection Method for Image Segmentation Based on Tsallis Relative Entropy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017(7): 137-144.
- [22] 唐英干, 邱秋艳, 关新平, 等. 基于最小 Tsallis 交叉熵的阈值图像分割方法[J]. *仪器仪表学报*, 2008, **29**(9): 1868-1872.
- TANG Yinggan, DI Qiuyan, GUAN Xinping, et al. Method for thresholding image segmentation based on minimum Tsallis-cross entropy[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2008, **29**(9): 1868-1872.
- [23] Nobuyuki Otsu. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms[J]. *IEEE Trans. Syst. Man. & Cybern*, 2007, **9**(1): 62-66.
- [24] 左浩, 李雯. 混沌粒子群与模糊聚类在图像分割中的应用[J]. *计算机工程与应用*, 2012, **48**(2): 194-196.
- ZUO Hao, LI Wen. Fuzzy clustering based on chaos particle swarm optimization and its application in image segmentation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, **48**(2): 194-196.
- [25] 郭琦, 孔斌, 郑飞. 图像分割质量评价的综述[J]. *仪器仪表学报*, 2007, **28**(8): 613-617.
- GUO Qi, KONG Bin, ZHENG Fei. Summarize of evaluation methods for image segmentation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, **28**(8): 613-617.
- [26] 章毓晋. 图象工程(上册)——图象处理和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- ZHANG Yujin. *Image Engineering: Image processing and analysis*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.