

基于灰度和信息熵融合的金属疲劳偏振热像分割算法

赵汝海^{1,2*}, 汪方斌^{1,2,3}

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技术重点实验室, 安徽 合肥 230601;

³安徽建筑大学工程机械智能制造重点实验室, 安徽 合肥 230601

摘要 提出了一种基于图像灰度和信息熵融合的红外偏振热像分割算法。首先运用图像局部平均灰度值与方差加权信息熵,寻找多偏振方位角热像的潜在目标区域并配准;其次用改进的模糊 C 均值聚类(FCM)算法进行逐一分割,将分割后的热像经集合运算后的结果作为支持向量机(SVM)的标签;然后对目标区域和背景区域的数据进行训练得到 SVM 模型并重新划分模糊区域;最后通过形态学处理去除误分割得到最终分割热像。实验结果表明,所提算法相较于最大熵法、最大类间方差(OTSU)算法、FCM 算法,能够得到更高的分割精度,有效地改善图像的错分割现象。

关键词 图像处理; 平均灰度; 信息熵; 红外图像; 金属疲劳

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2410012

Polarization Thermal Image Segmentation Algorithm of Metal Fatigue Based on Gray Level and Information Entropy Fusion

Zhao Ruhai^{1,2*}, Wang Fangbin^{1,2,3}

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

² Key Laboratory of Construction Machinery Fault Diagnosis and Early Warning Technology, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China;

³ Key Laboratory of Intelligent Manufacturing of Construction Machinery, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China

Abstract An infrared polarized thermal image segmentation algorithm based on image gray and information entropy fusion is proposed. First, the local average gray and variance weighted information entropy of the image are used to find out the potential region of multi polarization azimuth thermal image and register it; second, the improved fuzzy C-means (FCM) algorithm is used to segment the thermal image separately, and the result of set operation is used as the label of support vector machine (SVM); then, the data of target region and background region are trained to obtain SVM model and redivide the fuzzy region; finally, the segmented thermal image is achieved by morphological processing synthetically. Experimental results show that compared with the maximum entropy algorithm, OTSU algorithm, and FCM algorithm, the proposed algorithm can get higher segmentation accuracy and effectively improve the phenomenon of wrong segmentation.

Key words image processing; average gray level; information entropy; infrared image; metal fatigue

OCIS codes 100.3008; 100.5010; 110.3080

收稿日期: 2021-05-12; 修回日期: 2021-06-09; 录用日期: 2021-06-27

基金项目: 国家自然科学基金(61871002)、安徽省自然科学基金(2008085UD09, 1808085ME125)、安徽省教育厅高校自然科学重点项目(KJ2019A0795)、安徽省教育厅一般项目(KJ2020JD18)

通信作者: *zhaoruhai@ahjzu.edu.cn

1 引言

金属疲劳是零部件在受到交变应力作用下产生细小裂纹并扩展直至局部失稳、断裂的现象。由于内部晶体的相互摩擦,金属在疲劳过程中会产生能量耗散,外在表现为温度的变化^[1-4]。通过对零部件进行红外热像图分析可以研究金属疲劳过程的损伤状况并建立疲劳寿命预测模型。但是红外热像在生成和传输过程中不可避免地会受随机噪声、起伏背景和热扩散等因素的影响,从而变得模糊、边缘扩散显著、对比度低等,使疲劳损伤区域分割较为困难,直接影响了后序红外特征的提取和物理特征的表述^[5-7]。

能量耗散本质上是热耗散产生的自发辐射,属于电磁波范畴,因此具有偏振特性,并且不同物体的偏振特性也存在显著差异。偏振成像通过获得目标表面出射光波强度、偏振度(DOP)、偏振角(AOP)等多维信息研究物体的本质物理特征,不仅能够提高解译的数据维度,还能够突显目标物体表面的纹理特征与边缘细节^[8-9]。因此,分析偏振热像有助于提高疲劳损伤过程中对金属目标表面细节和轮廓的分辨力,减少复杂背景干扰,提高金属疲劳损伤区域图像的分割精度。

目前,关于红外热像检测材料缺陷的研究取得了巨大进展,如 Corvec 等^[10]利用时空域滤波的方法改善噪声红外图像的分辨率,进而观察到钠钙玻璃表面的缺陷。但是对损伤状况的深入分析需要对目标和背景区域进行清晰分割,图像分割是目标特征提取和描述的关键,国内外学者提出了很多不同的方法。如 Pozzer 等^[11]使用神经网络建立的模型对混凝土材料的红外热像进行语义分割,检测了混凝土结构的主要缺陷;Kabouri 等^[12]通过小波变换对红外热像进行分割,实现了对金属材料的缺陷检测。赵晓理等^[13]提出了一种基于改进 Chan-Vese(CV)模型的水平集红外图像分割方法,该方法有效提高了水平集函数的演化效率,取得了较好的分割效果。但在实际应用过程中,由于红外图像易受噪声影响且金属材料热传导速度较快,金属表面温度场的迅速变化会造成金属表面细节模糊,图像处理变得复杂,从而影响目标区域的分割精度。偏振图像由于自身独特的成像机制,可以保留某一特殊方向的入射光,虽能突显表面细节和边缘特征,但图像的整体对比度较低。针对上述不足,姜兆祯等^[14]通过剪切波变换

对偏振图像与红外强度图像进行融合使图像变得更清晰,视觉效果更好。宫剑^[15]等通过双峰法阈值分割出红外偏振图像上的海天线,从而有效地实现了舰船目标的检测。Yu 等^[16]从偏振度和偏振角融合图像中提取偏振特征,再利用模糊 C 均值聚类(FCM)算法对偏振特征图像和红外强度图像进行分割,有效获取了目标的整体特征。虽然上述算法利用偏振图像的偏振特性与光强信息实现了不同的要求,提高了算法的分割精度,但这些算法并未充分利用偏振图像之间的冗余性和互补性。

随着计算机技术的发展,信息熵的应用越来越广泛。易三莉等^[17]利用信息熵理论对分割像素进行纠正,提高了分割精度。Yang 等^[18]利用加权信息熵研究红外图像阈值分割问题,实现了目标的检测。由于信息熵能够描述图像灰度分布的复杂程度,提高区分目标与背景的分辨力,本文通过图像灰度与信息熵的融合,提出一种新的红外偏振图像分割算法。在获取多通道红外偏振相机的不同偏振方位角金属疲劳损伤热像的基础上,首先运用灰度值与信息熵融合寻找到目标区域,然后利用改进的 FCM 算法对获得的不同方位角偏振热像进行分割和初步校正,再根据支持向量机(SVM)训练模型实现偏振图像的最终分割,最后通过实验对算法的适用性进行验证。

2 偏振热像获取

金属表面疲劳损伤过程能量耗散产生的红外自发辐射具有偏振特性。假设自发辐射的 Stokes 矢量为

$$\mathbf{S} = [s_0, s_1, s_2, s_3], \quad (1)$$

式中: s_0 表示自发辐射的强度; s_1 为水平方向的线偏振分量; s_2 为 45° 方向的线偏振分量; s_3 为与左旋圆偏振光相关的分量,实际测量中该值较小,可以忽略。

当自发辐射通过方位角为 α 的检偏器时,探测器获得的图像 $I(\alpha)$ 为

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

由(2)式可知,通过 3 个不同方位角的图像可以得到金属疲劳过程中的 Stokes 矢量。取 α 为 $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$, 自发辐射的 Stokes 参量^[19]的表达式为

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

由(3)式可计算出自发辐射的偏振度 D 与偏振角 A ,

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

在获得 3 个不同方位角的图像后,可以解析出强度、偏振度、偏振角等多维信息,这些信息从不同维度和角度对目标进行描述,如图 1 所示。

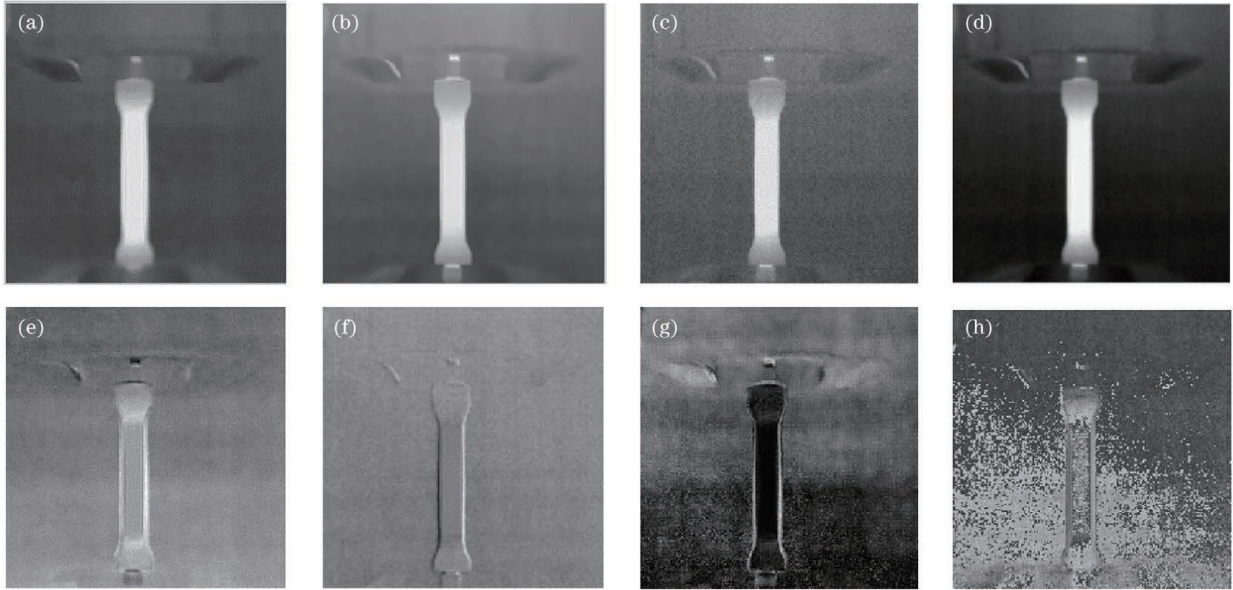


图 1 红外偏振信息图像。(a)0°方位角图像;(b)60°方位角图像;(c)120°方位角图像;(d) s_0 图像;(e) s_1 图像;(f) s_2 图像;(g)DOP 图像;(h)AOP 图像

Fig. 1 Infrared polarization information images. (a) 0° azimuth image; (b) 60° azimuth image; (c) 120° azimuth image; (d) s_0 image; (e) s_1 image; (f) s_2 image; (g) DOP image; (h) AOP image

3 灰度与信息熵的融合

金属疲劳过程中损伤区域能量耗散显著,信息量丰富,以此为特征可以通过能量耗散显著区域缩小图像范围,进而减少背景图像干扰,实现分割精度的提高。研究表明,图像的方差描述了图像整体像素与均值之间的分散程度,反映图像中灰度值整体的变化程度。综上所述,所提算法使用方差加权信息熵描述红外图像某一区域的复杂程度^[20]。

$$H(l) = - \sum_{l=0}^{255} \sqrt{(l-\bar{l})^2} \cdot p_l \log p_l, \quad (5)$$

式中: l 为灰度级; $(l-\bar{l})^2$ 为灰度方差; p_l 为灰度 l 出现的概率, $\sum_{l=0}^{255} p_l = 1$, 当 $p_l = 0$ 时, $p_l \log p_l = 0$ 。

对于疲劳状态下的金属构件,显然自发辐射比背景辐射显著,也就是图像的灰度值越高说明其对区分背景与目标的贡献度越大。基于此,所提算法

将图像分成若干个子区域 $R_i (i=1, 2, \dots, N, N$ 为子区域数),对第 i 个子区域的平均灰度值 \bar{G}_i 与方差加权信息熵 H_i 进行融合计算,得到第 i 个子区域融合结果 E_i ^[21]。

$$\begin{cases} E_i(\bar{G}_i, H_i) = \sqrt{\bar{G}_i^2 + H_i^2 + 2\rho_i \bar{G}_i H_i} \\ \rho_i = \frac{\text{Cov}(\bar{G}_i, H_i)}{\sigma_{\bar{G}_i} \sigma_{H_i}} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: E_i 为灰度-方差加权信息熵融合后的值,最大值所在区域为潜在目标区域; $\text{Cov}(\bar{G}_i, H_i)$ 为 \bar{G}_i 与 H_i 之间的协方差; $\sigma_{\bar{G}_i}$ 与 σ_{H_i} 分别为 \bar{G}_i 与 H_i 的标准差; ρ_i 为 \bar{G}_i 与 H_i 之间的相关系数。

所提算法获取到的红外偏振图像原图大小为 480 pixel×640 pixel,子区域的范围由目标大小确定,将子区域大小设置为 32 pixel×32 pixel,因此原图像在高度和宽度方向上被分成了 15×20 个子区域。在寻找到潜在目标区域后,以该区域为中心,将

区域大小扩展成 192 pixel × 192 pixel, 可以将整个目标包含在内。

实验过程中, 所提算法通过使用多通道偏振相机获得循环载荷 1000 次后的方位角图像来寻找潜在目标区域, 图 2(a) 为 0°, 60°, 120° 方位角图

像灰度与信息熵融合的结果, 高度和宽度方向上的坐标可以确定目标所在子区域。图 2(b) 从左至右依次是 0°, 60°, 120° 偏振方位角热像, 是通过灰度和方差加权信息熵获得的目标所在区域图像。

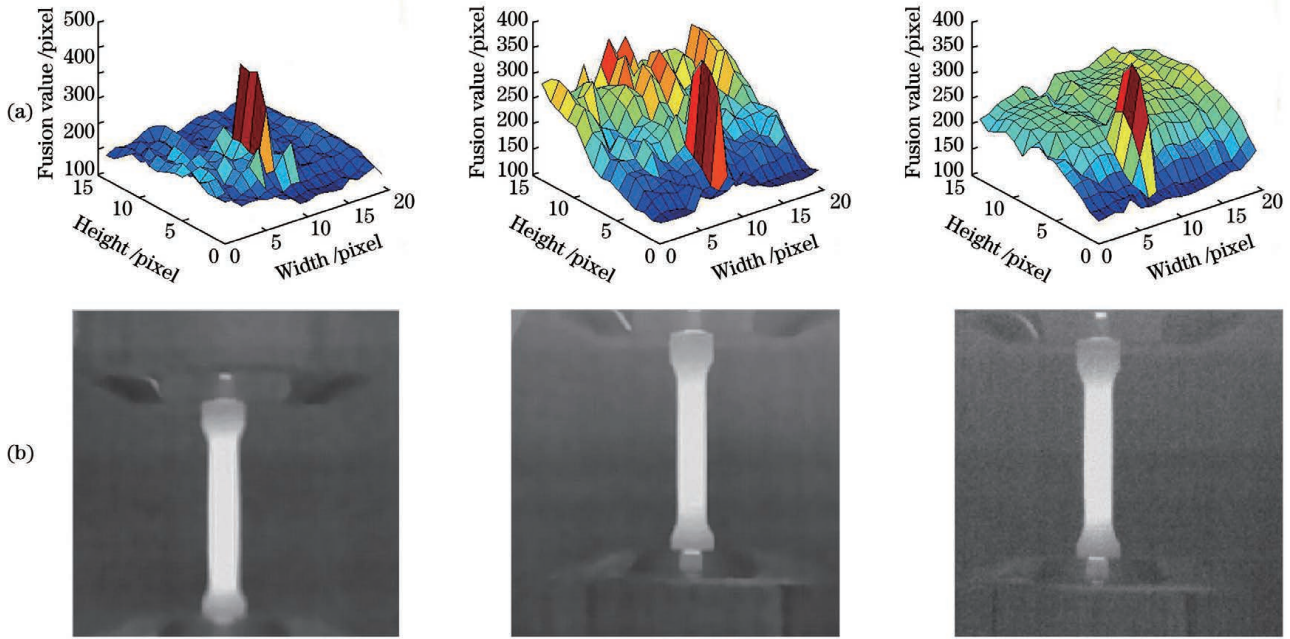


图 2 寻找潜在目标区域的过程。(a) 多方位角图像灰度与信息熵的融合结果; (b) 潜在目标区域图像

Fig. 2 Process of searching potential target regions. (a) Fusion results of multi azimuth image gray level and information entropy; (b) potential target region images

4 红外偏振热像分割算法

所提算法在获取多方位角金属疲劳热像的基础上, 利用灰度与信息熵融合的方法找出潜在目标区域并配准, 根据 FCM 分割后的热像经交集运算后的结果进行初步校正, 通过 SVM 进行训练获得整体分割模型, 再通过整体分割模型得到初步分割结果, 最后使用连通区域检测去除误分割得到最终分割热像。

4.1 FCM 算法改进

FCM 算法适合划分边界模糊、对比度低的红外

图像, 能够更好地表达图像目标边缘的不确定性。但是由于类间仍属于隶属度和为 1 的强作用形式, 对噪声很敏感, 因此 Park^[22] 引入犹豫度函数 π 修饰隶属度, 此操作在一定程度上增强了非线性数据的分类能力和抗噪性。Meenakshi 等^[23] 使用核函数 K 度量样本间距离, 使数据高维可分, 提高了对噪声和异常值的鲁棒性。所提算法基于以上两点改进了 FCM 算法。

假设一个样本数为 n 的样本空间 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 该空间可被划分为 C 个簇类 ($C > 1$), 目标函数为

$$\begin{cases} J_m(U, V) = \sum_{k=1}^C \sum_{i=1}^n \mu'_{ik} M(x_i, v_k)^2 + \sum_{k=1}^C \pi'_k e^{1-\pi'_k} \\ M(x_i, v_k) = \sqrt{\mathbf{K}(x_i, v_k)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{K}(x_i, v_k)} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: $\mathbf{K}(x_i, v_k)$ 表示特征空间的内核; 协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 表示样本点 x_i 与聚类中心 v_k 之间的协方差; $M(x_i, v_k)$ 表示样本点 x_i 到聚类中心 v_k 的高维

空间的马氏距离^[24]; $\mu'_{ik} = \mu_{ik} + \pi_{ik}$ 表示直觉模糊隶属度函数^[25], μ_{ik} 是 x_i 属于第 k 类的模糊隶属度; $\pi'_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \pi_{ik}$, $\pi_{ik} = 1 - u_{ik} - (1 - u_{ik}^\alpha)^{1/\alpha}$ 表

示犹豫度, α 一般取 0.1; m 为加权指数, 一般取 2。

采用拉格朗日乘子法, 获得的无约束最优化目标函数为

$$L(\mu, V, \lambda) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^C \mu'_{ik}{}^m M(x_i, v_k)^2 + \sum_{k=1}^C \pi'_k e^{1-\pi'_k} + \sum_{i=1}^n \lambda_i (1 - \sum_{k=1}^C \mu'_{ik}) \quad (8)$$

对 μ'_{ik} 、 v_k 、 λ_i 求一阶偏导, 有

$$\frac{\partial L}{\partial \mu'_{ik}} = m \mu'_{ik}{}^{m-1} M(x_i, v_k)^2 - \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0, \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda_i} = 1 - \sum_{k=1}^C \mu'_{ik} = 0, \quad (10)$$

$$\frac{\partial L}{\partial v_k} = \sum_{i=1}^n \mu'_{ik}{}^m (2v_k - x_i) = 0. \quad (11)$$

联立(9)~(11)式, 可解得 μ'_{ik} 、 v_k 的表达式为

$$\mu'_{ik} = 1 - \left\{ 1 - \left[\frac{1}{\sum_{h'=1}^C \left(\frac{M_{ik}}{M_{ih}} \right)^{2/(m-1)}} \right]^\alpha \right\}^{1/\alpha}, \quad (12)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^n \mu'_{ik}{}^m \cdot x_i}{\sum_{i=1}^n \mu'_{ik}{}^m}, \quad (13)$$

式中: h' 表示被划分的簇类, 取值范围是 $[1, C]$ 。

4.2 多方位角图像区域信息

通过多通道红外偏振相机获得 $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ 偏振方位角热像并配准。对于同一目标, 非理想情况下经 FCM 分割后, 3 幅方位角热像的目标位置并不完全重合, 会出现一定的偏差。同一像素(位置)的元素可能会出现同时都是目标或者都是背景确定区域, 也可能出现既是目标又是背景的模糊区域。图 3 为 $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ 偏振方位角热像模拟分割结果图, 其中 G_0 表示图像真实的目标区域。考虑到目标的一致性, 所提算法认定在 3 幅图像中都被划分为目标的区域即模拟结果的交集区域为目标区域; 认定在 3 幅图像中都被划分为背景的区域即并集区

域的补集部分为背景区域; 认定结果中的其他部分为模糊区域。

模糊区域属于待分割区域, 该区域像素元素在某一方位角图像中可能被认定为目标又或者为背景, 需要进一步划分。模糊区域、目标区域和背景区域的数学表达式为

$$F = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cup_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)] - \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cap_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)], \quad (14)$$

$$O = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cap_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)], \quad (15)$$

$$B = \sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cup_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)], \quad (16)$$

式中: F 、 O 、 B 分别是模糊区、目标区和背景区; $I_{\theta_t}(i, j)$ 为经 FCM 算法分割后的 θ_t 方位角二值化图像; h, w 为图像的高和宽;

$\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cup_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)]$ 为 3 幅图像检测到目标后的并集区域, 它的补集

$\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cup_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)]$ 为 3 幅图像的背景区;

$\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w [\cap_{t=1}^3 I_{\theta_t}(i, j)]$ 为 3 幅图像都检测到目标的交集区域, 并集区域减去交集区域即为模糊区域。

4.3 支持向量机划分

SVM 是针对小样本条件下学习问题建立的一种监督学习机制, 通过最小化置信区间上界, 解决高维非线性问题。通过(15)式和(16)式确立目标区域和背景区域后, 所提算法以此建立数据标签进行训练, 接着使用训练好的 SVM 模型对在 3 幅图像中被认定为模糊区域的图像分别进行划分, 进而得到每幅图像的分割结果, 然后再采取投票机制将分割后的 3 幅图像融合^[26]。假设某一像素点被 P 幅图像划分为目标, 被 $(Q-P)$ 幅图像划分为背景。若 $(Q-P) > P$, 则认为此像素点为背景, 反之为目标。

考虑到上述分割结果中仍存在误分割部分, 再对融合后的分割图像进行形态学处理, 用以减小空洞、去除噪声、平滑分界处轮廓。多通道红外偏振热像整体分割流程如图 4 所示。

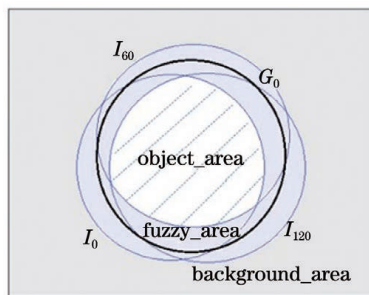


图 3 $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ 方位角图像模拟分割结果图

Fig. 3 Simulation segmentation results of $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ azimuth images

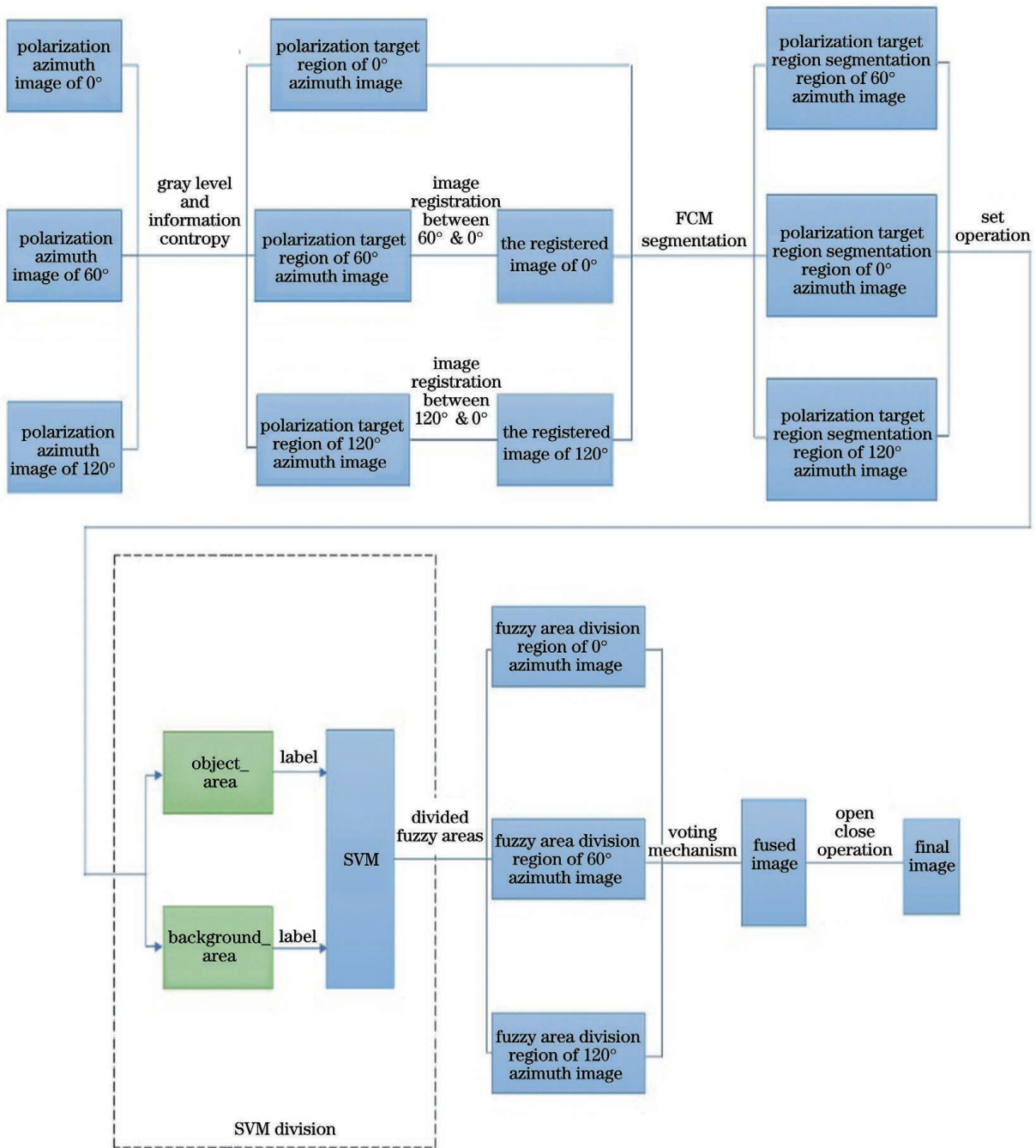


图 4 多通道红外偏振热像整体分割流程图

Fig. 4 Flow chart of multi-channel infrared polarized thermal image overall segmentation

5 实验结果与分析

所提算法使用三通道长波红外偏振相机 (Polar-Camera-IR-640) 拍摄金属试件, 该相机的工作谱段在 $8\sim 12\ \mu\text{m}$, 成像尺寸为 480×640 , 镜头焦距为 $35\ \text{mm}$, 能对物体进行 $0^\circ, 60^\circ, 120^\circ$ 偏振方位角偏振成像。试件材料是普通碳素结构钢 Q235 (GB/T 3075-2008), 屈服值在 $235\ \text{MPa}$ 左右, 综合性能较好且用途广泛, 尺寸如图 5 所示。选取标准试件

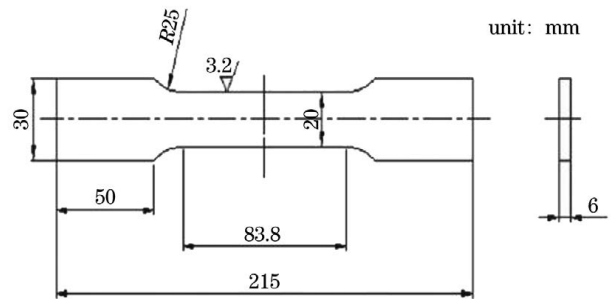


图 5 试件尺寸

Fig. 5 Specimen size

在拉伸机上进行模拟金属疲劳过程实验,拍摄 3 组不同疲劳周次下红外偏振图像并进行分割验证所提算法的有效性,其中 1000 次、8000 次、14000 次分别代表拉伸初期、拉伸中期、拉伸末期。测试软件采用 Matlab (R2014a), 硬件处理器为 Core (TM) i5-10210U, CPU 主频为 1.60 Hz, 内存为 16 GB。

为了能够客观评价分割质量,所提算法采用区域间对比度 $GLC^{[27]}$ 和形状测度相对误差 δ_R 评价分割结果。区域间对比度反映目标与背景之间不同亮度层级差异程度,值越大表明不同区域间差异越大,分割效果越好。区域间对比度的表达式为

$$C_{GLC} = \frac{|f_1 - f_2|}{(f_1 + f_2)} \times 100\%, \quad (17)$$

式中: f_1 和 f_2 分别为目标区和背景区的平均灰度值。因为被分割物体具有较规则的形状,所以可以利用形状测度相对误差检验分割后的结果。形状测度的表达式为

$$R = 4\pi S/L^2, \quad (18)$$

式中: S 为分割后目标的面积; L 为周长^[28]。由试件的尺寸可以计算出被测试件的原始形状测度

$R_0 = 0.29$, 那么分割后的形状测度相对误差的表达式为

$$\delta_R = \frac{|R - R_0|}{R_0} \times 100\%. \quad (19)$$

当目标或背景有错分时,分割结果会破坏原有的规则性,造成相对误差变大。图 6 为不同疲劳周次下、不同偏振方位角的红外偏振热像,从上到下依次为试件在疲劳周次为 1000, 8000, 14000 时的多通道拉伸图像。图 7~9 为在不同疲劳周次下,通过灰度与信息熵融合方法寻找出的潜在目标区域和多通道图像整体分割结果。所提算法利用了多通道偏振图像的信息优势,在对比单通道分割时具有更好的效果。图 10 为经典算法与所提算法在不同疲劳周次下的分割结果,从上到下依次是 FCM 算法、最大类间方差 (OTSU) 算法、最大熵 (MEM) 算法及所提算法。

利用区域平均灰度值和方差加权信息熵融合的方法获取不同疲劳周次下 (1000 次、8000 次、14000 次) 的 \bar{G} 、 H 、 ρ 、 E_{max} , 如表 1~3 所示, E_{max} 对应的图像位置区域为目标所在区域。

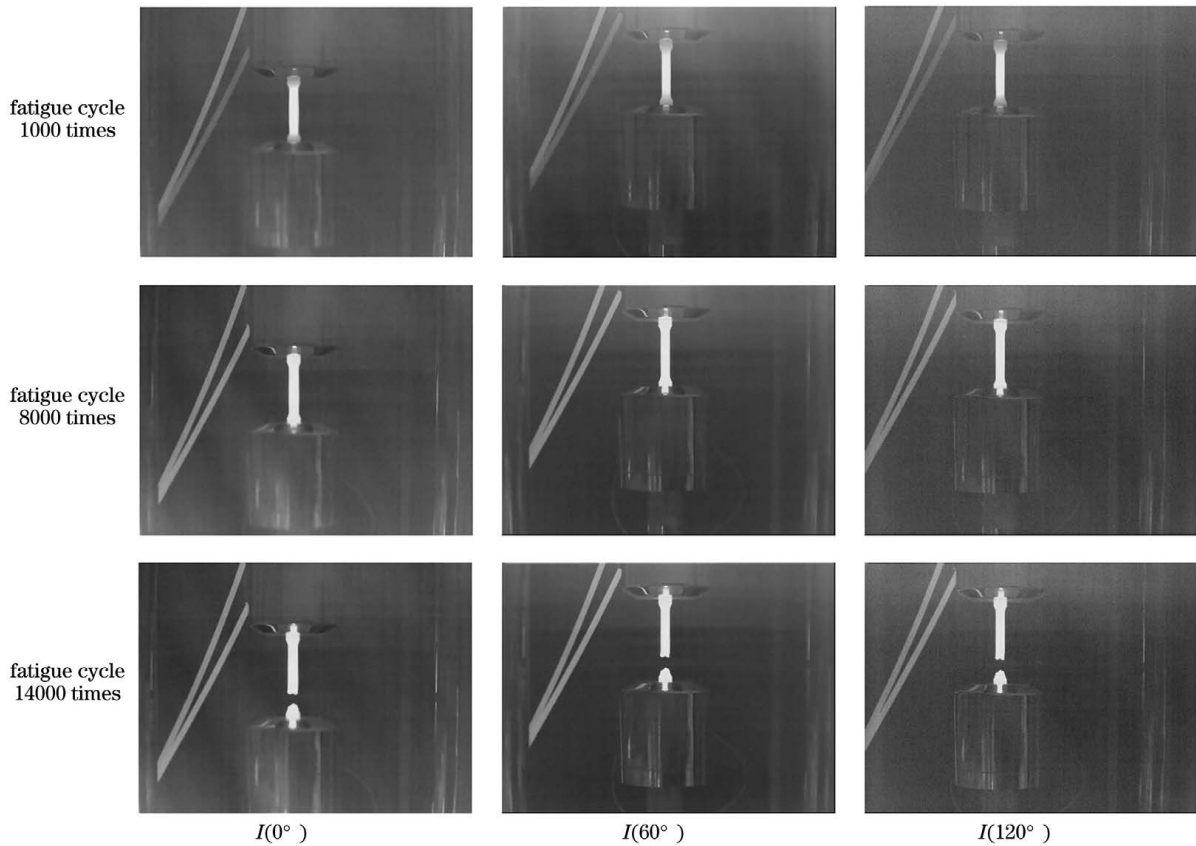


图 6 原始图像

Fig. 6 Original images

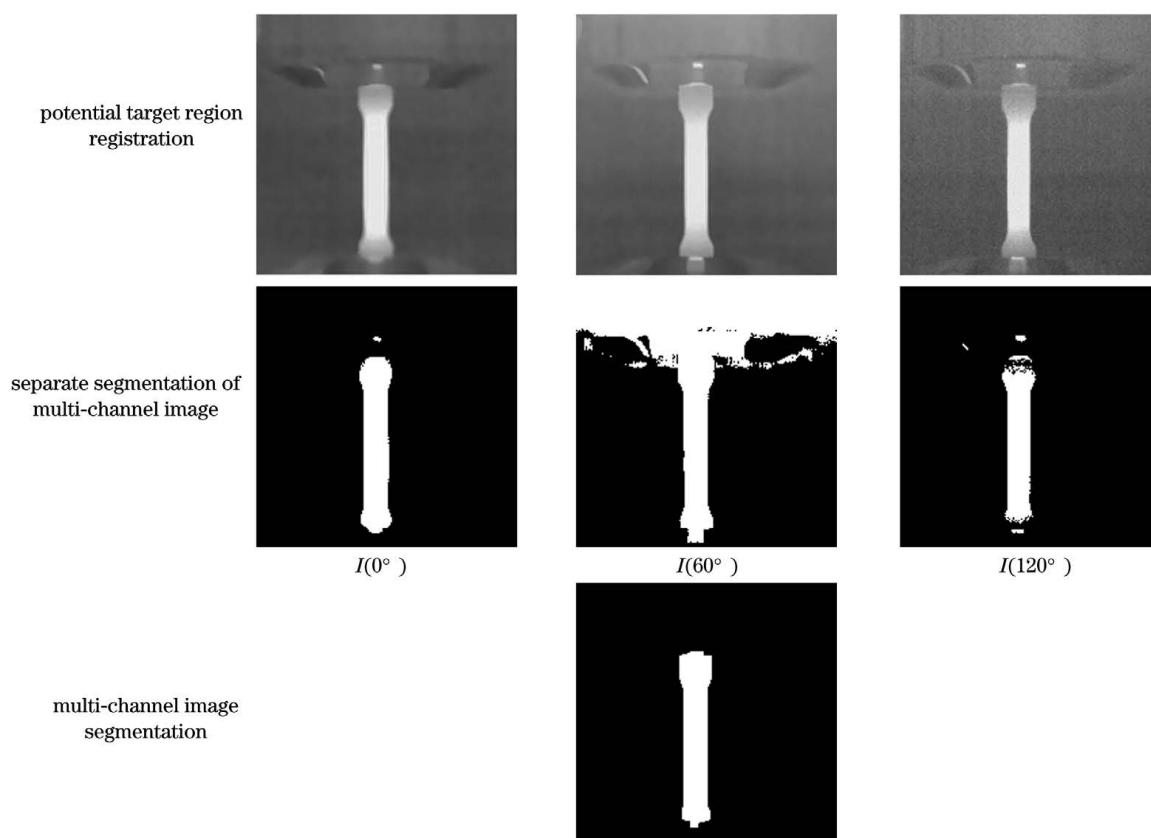


图 7 疲劳周次为 1000 次时多通道分割过程

Fig. 7 Process of multi-channel segmentation with fatigue cycle of 1000 times

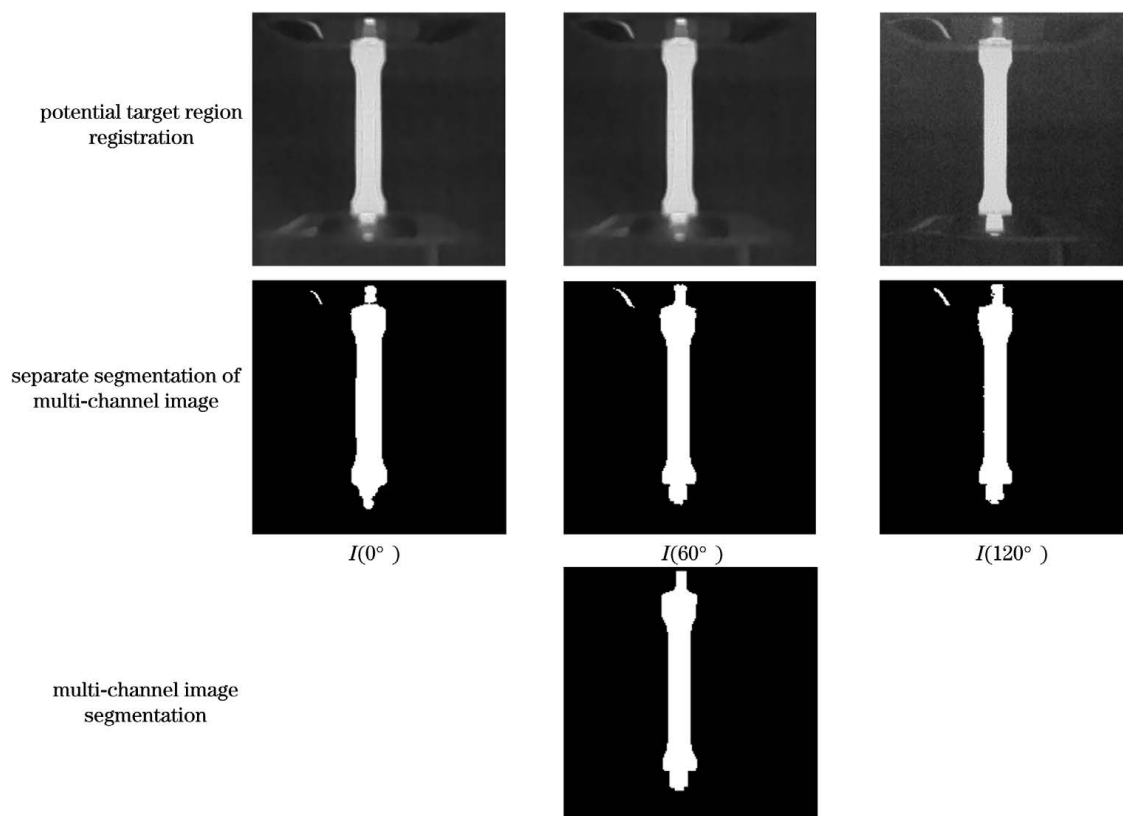


图 8 疲劳周次为 8000 次时多通道分割过程

Fig. 8 Process of multi-channel segmentation with fatigue cycle of 8000 times

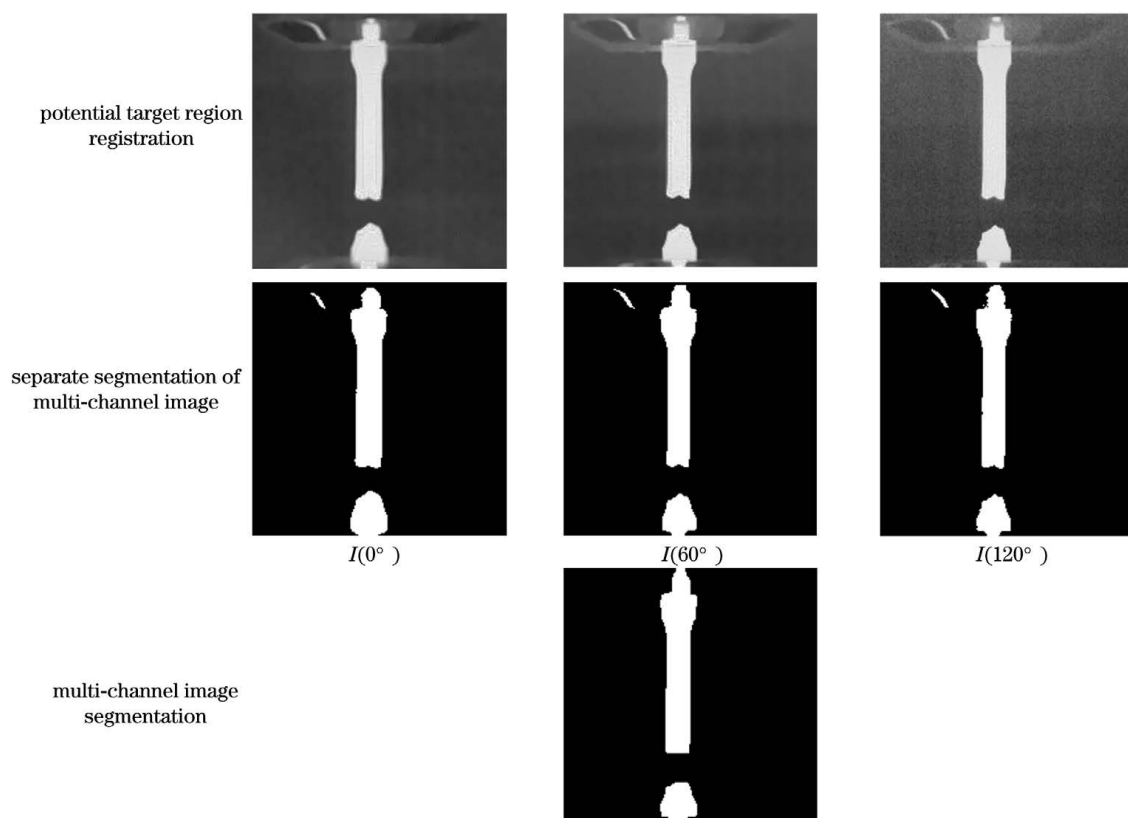


图 9 疲劳周次为 14000 次时多通道分割过程

Fig. 9 Process of multi-channel segmentation with fatigue cycle of 14000 times

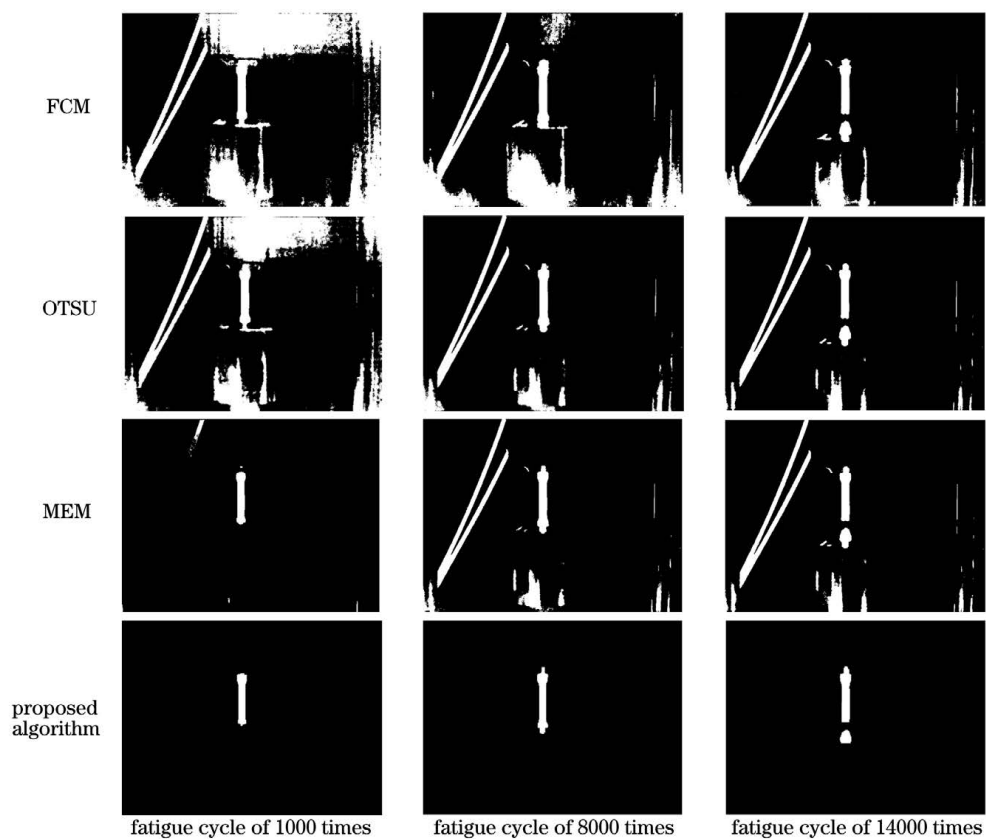


图 10 不同算法分割结果对比

Fig. 10 Comparison of segmentation results of different algorithms

表 1 疲劳周次为 1000 次时潜在目标区域部分参数及计算结果

Table 1 Some parameters and calculation results of potential target region at fatigue cycle of 1000 times

Parameter	0°	60°	120°
\bar{G}	157	150	142
H	380.0	331.1	336.6
E_{\max}	411.2	363.4	365.2
ρ	-9.8788×10^{-5}	-4.2433×10^{-4}	-8.7336×10^{-4}

表 2 疲劳周次为 8000 次时潜在目标区域部分参数及计算结果

Table 2 Some parameters and calculation results of potential target region at fatigue cycle of 8000 times

Parameter	0°	60°	120°
\bar{G}	158	147	138
H	406.8	384.5	382.5
E_{\max}	436.4	411.6	406.5
ρ	-2.3927×10^{-4}	-2.6528×10^{-4}	-6.1364×10^{-4}

表 3 疲劳周次 14000 时潜在目标区域部分参数及计算结果

Table 3 Some parameters and calculation results of potential target region at fatigue cycle 14000

Parameter	0°	60°	120°
\bar{G}	154	144	136
H	430.8	423.9	400.4
E_{\max}	433.4	447.7	422.8
ρ	-6.5729×10^{-5}	-1.7110×10^{-4}	-5.6997×10^{-4}

表 4 和表 5 反映的是试件在 3 种疲劳周次下的各种算法的区域间对比度与形状测度相对误差,分别比较了 FCM 算法、OTSU 算法、MEM 算法和所提算法。从表中可以看出,所提算法在两个评价指标上的表现都优于其他 3 种算法。FCM 算法在分割原图时,由于受到各种因素的干扰(如光线、噪声、背景等),在聚类过程中类间差异不够显著,造成部分像素点划分错误;OTSU 算法在分割原图时,由于绝大多数的像素分布在背景区域,而分布在目标区域的像素很少,分割阈值向背景方向偏移,从而造成目标与背景的错分;MEM 算法分割原图时,由于

表 4 不同算法的 GLC

Table 4 GLC of different algorithms unit: %

Algorithm	1000 times	8000 times	14000 times
FCM	13.09	23.17	31.85
OTSU	14.82	31.57	36.07
MEM	38.06	30.14	36.29
Proposed algorithm	40.94	46.47	48.82

表 5 不同算法的 δ_R

Table 5 δ_R of different algorithms unit: %

Algorithm	1000 times	8000 times	14000 times
FCM	96.69	95.65	94.83
OTSU	96.34	94.17	93.66
MEM	63.51	93.59	93.66
Proposed algorithm	25.17	3.48	6.31

该算法的局限性,同样会受到像素分布的影响,发生阈值偏移。所提算法克服了以上缺点,通过融合灰度值与信息熵的方法寻找目标显著区域,提高了目标与背景的可分性。

从图 6 中可以看出,随着疲劳周次的增加,能量耗散越明显,目标与背景之间的差异越显著。从表 4 中可以看出,随着疲劳周次的增加,各算法的区域间对比度随之升高,这与图 6 中观察到的现象相符合。而在同一周次的比较中,FCM、OTSU 与 MEM 算法分割原图时,都存在不同程度的错分现象,造成区域对比度值较低,但随着疲劳周次的增加

会有所改善。表 5 的形状测度相对误差指标总体上符合视觉观察效果。从表中可以看出,所提算法在疲劳周次为 1000 次和 14000 次时,形状测度相对误差较大。原因是 1000 次时,能量耗散主要集中在试件中心区域,试件两端形状模糊、对比度差,分割效果欠佳;14000 次时,试件已被拉断,形状变得不规则,所以形状测度相对误差值较大。

6 结 论

由于能够获取红外强度、Stokes 参量、偏振特性等多维信息,红外偏振图像可以更好地描述目标特征与背景的差异。因此,所提算法利用偏振探测多幅图像的信息优势,运用图像局部平均灰度值与方差加权信息熵,寻找出多偏振方位角热像的目标潜在区域并配准,接着用改进的 FCM 算法对多幅图像进行逐一分割,通过集合运算判别出目标区和背景区,并以此作为 SVM 的训练数据重新划分模糊区域,最后通过形态学处理去除误分割得到最终分割热像。实验结果表明所提算法能够有效地改善图像的错分割现象,提高了分割精度。

参 考 文 献

- [1] Kahirdeh A, Khonsari M M. Energy dissipation in the course of the fatigue degradation: mathematical derivation and experimental quantification[J]. International Journal of Solids and Structures, 2015, 77: 74-85.
- [2] 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.
- [3] Naoe T, Xiong Z H, Futakawa M. Temperature measurement for *in situ* crack monitoring under high-frequency loading[J]. Journal of Nuclear Materials, 2018, 506: 12-18.
- [4] Zhu D R, Yang S J, Wang F B, et al. Experimental study on texture characteristics of polarized thermography from metal surfaces in fatigue [J]. Laser & Optoelectronics Progress: 1-12 [2021-06-07]. <https://kns-cnki-net.webvpn.ahjzu.edu.cn/kcms/detail/31.1690.TN.20210524.1751.003.html>.
朱达荣, 杨善骥, 汪方斌, 等. 疲劳损伤过程金属表面偏振热像纹理特征实验研究[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-12 [2021-06-07]. <https://kns-cnki-net.webvpn.ahjzu.edu.cn/kcms/detail/31.1690.TN.20210524.1751.003.html>.
- [5] Yi X B, Liang Z F, Shen J C, et al. Study on the 304 stainless steel fatigue performance based on the infrared thermal image microscopy observation technology[J]. Chemical Engineering & Machinery, 2017, 44(5): 519-522, 575.
易湘斌, 梁泽芬, 沈建成, 等. 基于红外热像显微观测技术的 304 不锈钢疲劳性能研究[J]. 化工机械, 2017, 44(5): 519-522, 575.
- [6] Wei L X, Yan Z F, Wang W X, et al. Study on fatigue crack propagation of AZ31B magnesium alloy based on infrared thermographic technology [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(6): 64-69.
魏凌霄, 闫志峰, 王文先, 等. 基于红外热成像的镁合金疲劳裂纹扩展的研究[J]. 机械工程学报, 2012, 48(6): 64-69.
- [7] Fan J L, Guo X L, Wu C W. Fatigue characterisation based on quantitative infrared thermography [J]. Mechanics in Engineering, 2012, 34(6): 7-17.
樊俊铃, 郭杏林, 吴承伟. 疲劳特性的红外热像定量分析方法研究进展[J]. 力学与实践, 2012, 34(6): 7-17.
- [8] Wang F B, Sun F, Zhu D R, et al. Metal fatigue damage assessment based on polarized thermography [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1412002.
汪方斌, 孙凡, 朱达荣, 等. 一种基于偏振热像的金属疲劳损伤评估方法[J]. 光学学报, 2020, 40(14): 1412002.
- [9] Tang Q, Zhang R B, Ling J J, et al. Modeling and simulation of thermal emission polarization[J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(8): 41-46.
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.
- [10] Corvec G, Robin E, le Cam J B, et al. Improving spatio-temporal resolution of infrared images to detect thermal activity of defect at the surface of inorganic glass[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 77: 193-202.
- [11] Pozzer S, Rezazadeh Azar E, Dalla Rosa F, et al. Semantic segmentation of defects in infrared thermographic images of highly damaged concrete structures[J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2021, 35(1): 04020131.
- [12] 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.
- [13] Zhao X L, Zhou P C, Xue M G. A kind of infrared image segment method using improved Chan-Vese model[J]. Infrared Technology, 2016, 38(9): 774-778.

- 赵晓理, 周浦城, 薛模根. 一种基于改进 Chan-Vese 模型的红外图像分割方法[J]. 红外技术, 2016, 38(9): 774-778.
- [14] Jiang Z Z, Han Y S, Xie R C, et al. Research on an infrared polarized image fusion algorithm based on NSST transform [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2020, 31(11): 1140-1148.
姜兆祯, 韩裕生, 谢瑞超, 等. 一种基于 NSST 变换的红外偏振图像融合算法研究[J]. 光电子·激光, 2020, 31(11): 1140-1148.
- [15] Gong J, Lü J W, Liu L, et al. Ship target detection based on infrared polarization image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(2): 586-594.
宫剑, 吕俊伟, 刘亮, 等. 红外偏振图像的舰船目标检测[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(2): 586-594.
- [16] Yu X L, Chen Q, Gu G H, et al. An infrared polarization image fusion method based on NSCT and fuzzy C-means clustering segmentation algorithms [J]. Proceedings of SPIE, 2014, 9300: 215-223.
- [17] Yi S L, Zhang G F, Chen J. OTSU secondary segmentation algorithm based on information entropy [J]. Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 44(2): 56-62.
易三莉, 张桂芳, 陈菊. 基于信息熵的 OTSU 二次分割算法[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2019, 44(2): 56-62.
- [18] Yang L, Yang J, Peng N S, et al. Weighted information entropy: a method for estimating the complex degree of infrared images' backgrounds [M]//Kamel M, Campilho A. Image analysis and recognition. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2005, 3656: 215-222.
- [19] Yu W J, Gu G H. 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.
虞文俊, 顾国华. 一种基于模糊 C 均值聚类 and 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.
- [20] Yang X L, Hou Y Q, Chen S, et al. An image segmenting method based on image gray and variance information[J]. Chinese Journal of Quantum Electronics, 2010, 27(6): 677-682.
杨旭朗, 侯榆青, 陈燊, 等. 一种基于图像灰度和方差信息的图像分割方法[J]. 量子电子学报, 2010, 27(6): 677-682.
- [21] Yang L. Study on infrared small target detection and tracking algorithm under complex backgrounds [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2006.
杨磊. 复杂背景条件下的红外小目标检测与跟踪算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2006.
- [22] Park D C. Intuitive fuzzy C-means algorithm for MRI segmentation[C]//2010 International Conference on Information Science and Applications, April 21-23, 2010, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2010: 11363009.
- [23] Meenakshi S, Suganthi M, Sureshkumar P. Segmentation and boundary detection of fetal kidney images in second and third trimesters using kernel-based fuzzy clustering[J]. Journal of Medical Systems, 2019, 43(7): 1-12.
- [24] Liu J, Li D F. Infrared and visible light image fusion based on Mahalanobis distance and guided filter weighting[J]. Infrared Technology, 2021, 43(2): 162-169.
刘佳, 李登峰. 马氏距离与引导滤波加权的红外与可见光图像融合[J]. 红外技术, 2021, 43(2): 162-169.
- [25] Su Q, Yang J Y, Wang Y P. Synthetic aperture radar image change detection based on intuitionistic fuzzy C-core mean clustering algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(19): 192805.
宿强, 杨景玉, 王阳萍. 基于直觉模糊 C 核均值聚类算法的合成孔径雷达图像变化检测[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 192805.
- [26] Ke Y Z, Zhang J W, Sun J Z, et al. Image segmentation combining support vector machines with C-means[J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(9): 2081-2083.
柯永振, 张加万, 孙济洲, 等. 结合支持向量机与 C 均值聚类的图像分割[J]. 计算机应用, 2006, 26(9): 2081-2083.
- [27] Yang X D, Liu W P. Comparison of algorithms and performance of thresholding and clustering segmentation[J]. Computer Engineering and Application, 2014, 50(02): 183-188, 193.
杨雪丹, 刘文萍. 基于阈值及像素聚类的分割算法性能比较[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(02): 183-188, 193.
- [28] Zhang Y J. Image engineering: image processing and analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.
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.