

基于活动轮廓模型的在线铁谱图像分割研究^{*}

许晓曾^{1,2}, 朱维莉³, 王 艳³

(1. 重庆工商大学 数学与统计学院; 2. 重庆工商大学 经济社会应用统计重庆市重点实验室, 重庆 400067;

3. 重庆师范大学 数学科学学院, 重庆 401331)

摘要:为了准确分割磨粒区域以得到油液中铁谱磨粒的含量,从而获取设备油品及故障信息,以图像可在线铁谱传感器获取的磨粒图像为对象,引入了基于曲线演化理论和水平集方法的两个区域几何轮廓模型,即 LBF 模型及 IR 模型。通过对比这 2 种模型的分割效果发现:IR 模型具有更高的分割准确率和更快的收敛速度。然后进一步分析了模型参数对分割结果的影响,得出不同磨粒浓度条件下对应最优分割效果和最短运算时间的分割参数值,为在线监测中磨粒图像分割参数的自适应选择提供了依据。实验结果表明,研究所采用的分割模型对于磨粒图像具有更高的分割准确率和收敛速度,为后续快速、准确计算油液中铁谱磨粒含量提供了保证。

关键词:铁谱图像分析;磨粒图像;图像分割;活动轮廓模型

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2023)04-0122-07

在机械设备的状态监测中,故障诊断是后续设备维护的重要前提步骤,其中油液分析是一种简捷有效的手段,特别适用于润滑系统设备磨损情况及油液状态的监测^[1]。在用油的性能主要由基础油、添加剂、使用条件和外界污染决定,一个因素或一个条件的改变往往引起油液多项检测值的改变。油液在使用过程中,温度、压力、设备、工况及添加剂的种类或剂量都会影响油液的光谱元素及红外图谱^[2-3]。因此,通过对在用油红外图谱的分析可以获得油液的适用性、设备使用状况等多组信息。

铁谱图像分析^[4]是目前广泛应用于机械装置状态监测与故障诊断领域的一种有效的诊断方法,该技术的核心内容是对磨粒的监测和研究。磨粒是摩擦磨损的产物,它的形状、尺寸、颜色、数量、纹理等参数直接体现了磨损发生原因、磨损位置、磨损的严重程度等重要信息。因此,对磨粒的识别是铁谱图像分析应用的关键环节。而在线铁谱的数字化图像分析^[5-6]将成为推动在线铁谱图像分析发展的重要基础。图像可在线铁谱传感器是一种新型的在线铁谱传感器,它将磨粒的有关信息进行在线捕获,并通过数字化图像处理技术,可以实现自动辨识并给出定量的磨粒质量分数信息。已有不少学者对磨粒图像的分割和识别进行了相关研究^[7-10],其中:文献[7, 9]就单颗磨粒的形状、颜色、纹理等方面的信息提出了一些识别方法;文献[8]先对得到的磨粒图像预处理,即采用了 YUV 颜色空间的明视度分量平滑灰度图像,锐化了磨粒的边缘(但这会改变图像的原有信息),然后对背景灰度不一致的图像用自适应阈值法自动选取合适的阈值进行分割。

本研究主要通过通过对在线图谱进行分析实现对润滑油和设备的实时监测。首先,为了实现在线图像中的磨粒分割,引入基于区域的 2 个几何轮廓模型,即局部二值拟合(local binary fitting, LBF)模型^[11-12]及灰度重加权的 LBF(LBF with intensity re-weighting, IR)模型^[13]。这 2 个模型主要利用图像的区域统计信息构造轮廓演化的驱动力,它们能有效地分割灰度不均的图像,而且具有分割速度快的特点。同时,根据水平集函数对磨粒的分割结果,定量描述磨粒面积百分覆盖指数,从而计算出磨粒统计质量分数,应用油液中的磨粒面积百分覆盖指数来获取油品及故障信息,为在线铁谱图像的自动识别提供必要的基础。

1 在线数字化铁谱图像获取方法

在线数字化铁谱图像是指通过在线传感器实时获取的铁谱图像,图 1 给出了图像可在线铁谱传感器系统

^{*} 收稿日期:2022-03-18 修回日期:2023-01-03 网络出版时间:2023-08-14T11:54

资助项目:国家自然科学基金青年基金项目(No. 11901071);经济社会应用统计重庆市重点实验室项目(No. KFJJ2022022)

第一作者简介:许晓曾,女,讲师,博士,研究方向为图像分割与应用,E-mail: xiaozeng. xu@ctbu. edu. cn;通信作者:王艳,女,教授,博士,E-mail: wycq2006@sina. com

网络出版地址:https://link. cnki. net/urlid/50. 1165. N. 20230812. 1335. 002

工作的框架图。具体来讲,首先通过计算机控制主油路的电磁阀开启,油箱里的油液在回油压力作用下进入铁谱传感器的流道,计算机与单片机连接,控制电磁铁供电电压吸附铁磁性磨粒。当有关信息采集完成,计算机的控制透射光源开启,图像通过铁谱显微镜放大后投射到图像传感器,最后通过串行通信将图像信号传入计算机,并以 24 位的位图格式存储。

由于设备监测往往基于对实时获取的在线铁谱图像进行分析,通过定量化度量油液中磨粒面积百分覆盖指数来获取油品及设备故障信息,因此,如何准确分割在线铁谱图像中的磨粒区域是一个基础但非常重要的步骤。

2 活动轮廓模型

由于图像可视在线铁谱传感器得到的图像容易受光照和噪声的影响,因此运用传统的分割方法往往需要对原始图像进行预处理。然而膨胀、腐蚀、锐化、去噪等预处理会导致图像丢失重要的特征信息,而且得到的边缘信息往往不连续,这给后续磨粒区域的量化带来很大困难。为了快速、准确分割出铁谱图像中的磨粒区域,本研究采用基于曲线演化理论^[14]和水平集方法^[15]的活动轮廓模型。活动轮廓模型已经被证明是一项非常有效的图像分割技术^[16-18],它的基本思想是:利用一个更高维的函数的零水平集来隐式表达目标边缘,将分割问题转化为求解一个能量泛函的极小化问题,能量达到最小时的曲线位置就是目标的轮廓所在。这类模型最大的优点就是允许用户根据自身需要灵活地加入先验约束信息,而且提取的边缘始终保持连续性和光滑性。按照能量泛函所使用的图像特征,活动轮廓模型主要分为 2 类,即基于边缘的模型和基于区域的模型。基于边缘的模型主要是通过图像边缘的梯度变化来引导曲线演化,因此对噪声较为敏感且难以分割梯度变化不明显的边缘;基于区域的模型通常基于图像的全局和/或局部灰度统计信息来定义能量泛函,对于含有噪声、弱边界或不连续边界的图像通常具有更好的分割性能。

本研究关注的在线铁谱图像往往含有噪声、弱边界、不连续边缘等特征,因此,基于区域的活动轮廓模型更有优势。同时,考虑到在线铁谱图像往往受到光照不均的影响,本研究因此采用基于局部区域灰度信息的 LBF 模型和 IR 模型对在线铁谱图像中的磨粒区域进行分割和比较。基于最优的分割结果,采用磨粒面积百分覆盖指数作为定量指标计算铁谱图像中的磨粒统计质量分数,最终得到油液中铁谱磨粒的含量。

2.1 LBF 模型

将 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 作为图像范围, $I: \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ 作为给出的灰度图像,为了将图像 I 分割成几个不重叠区域,文献[11]提出了基于图像局部区域灰度信息的 LBF 模型。具体来讲,对每一点 $x \in \Omega$, LBF 模型首先定义如下的能量泛函:

$$\epsilon_x^{\text{LBF}}(C, f_1(x), f_2(x)) = \lambda_1 \int_{\text{in}(C)} K_\sigma(y-x) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \lambda_2 \int_{\text{out}(C)} K_\sigma(y-x) |I(y) - f_2(x)|^2 dy, \quad (1)$$

其中: λ_1, λ_2 为正常数; $\text{in}(C)$ 、 $\text{out}(C)$ 分别表示轮廓 C 的内部和外部; $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$ 是在像素点 x 处的亮度拟合函数, y 表示以点 x 为中心的局部邻域中的点。 $K_\sigma(x)$ 是一个高斯核函数,其中尺度参数 $\sigma > 0$; 当 σ 增加时, $K_\sigma(x)$ 单调递减且趋于 0,该函数具体定义为: $K_\sigma(x) = [1/(2\pi\sigma^2)]e^{-|x|^2/(2\sigma^2)}$ 。

对每个像素点 x 而言,当轮廓 C 趋近于目标边界并且选择最优的自适应函数 $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$, 式(1)给出能量泛函 $\epsilon_x^{\text{LBF}}(C, f_1(x), f_2(x))$ 达到极小值。但式(1)是定义在某一像素处的能量泛函,因此要获取整幅图像的目标边界,需要对整幅图像对应的能量泛函极小化,能量泛函可表示为:

$$\epsilon^{\text{LBF}}(C, f_1(x), f_2(x)) = \int_{\Omega} \epsilon_x^{\text{LBF}}(C, f_1(x), f_2(x)) dx. \quad (2)$$

在求解时,轮廓 $C \subset \Omega$ 用水平集函数 $\varphi: \Omega \rightarrow \mathbf{R}$ 的零水平集表示,则式(2)可表示为:

$$\epsilon^{\text{LBF}}(\varphi, f_1(x), f_2(x)) = \lambda_1 \int \left[\int_{\text{in}(C)} K_\sigma(y-x) |I(y) - f_1(x)|^2 H_1(\varphi(y)) dy \right] dx + \lambda_2 \int \left[\int_{\text{out}(C)} K_\sigma(y-x) |I(y) - f_2(x)|^2 H_2(\varphi(y)) dy \right] dx, \quad (3)$$

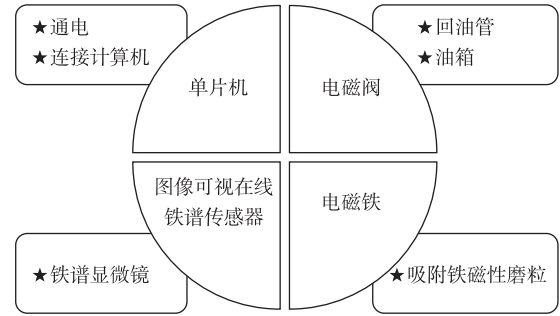


图 1 图像在线铁谱传感器工作原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of working principle of image online ferrography sensor

其中: $H_1(\varphi(\mathbf{y}))$ 是一个正则化的 Heaviside 函数, 定义为: $H_1(\varphi(\mathbf{y})) = (1/2)(1 + (2/\pi)\arctan(\varphi(\mathbf{y})/\epsilon))$, 式中 ϵ 表示一个任意小的正数; 而 $H_2(\varphi(\mathbf{y})) = 1 - H_1(\varphi(\mathbf{y}))$ 。如果 $H_1(\varphi(\mathbf{y}))$ 比较大, 则式(3)的能量函数极小化意味着 $I(\mathbf{y})$ 更接近于 $f_1(\mathbf{x})$, 反之则接近于 $f_2(\mathbf{x})$ 。

利用变分法和梯度下降流的方法对式(3)实现极小化。首先固定水平集函数 φ 不变, 求关于 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_2(\mathbf{x})$ 的极小化, 可得到:

$$f_1(\mathbf{x}) = [K_\sigma(\mathbf{x}) * (H_1(\varphi(\mathbf{x}))I(\mathbf{x}))] / (K_\sigma(\mathbf{x}) * H_1(\varphi(\mathbf{x}))), \quad (4)$$

$$f_2(\mathbf{x}) = [K_\sigma(\mathbf{x}) * (H_2(\varphi(\mathbf{x}))I(\mathbf{x}))] / (K_\sigma(\mathbf{x}) * H_2(\varphi(\mathbf{x}))). \quad (5)$$

其次, 固定 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_2(\mathbf{x})$ 不变, 对式(3)关于 φ 极小化, 同时引入辅助变量 t , 可得到式(3)所对应的梯度下降流方程为:

$$\begin{aligned} \partial\varphi/\partial t &= -\partial\epsilon^{\text{LBF}}/\partial\varphi = -\delta(\varphi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2), \\ e_i(\mathbf{x}) &= \int_{\Omega} K_\sigma(\mathbf{y} - \mathbf{x}) [I(\mathbf{x}) - f_i(\mathbf{y})]^2 d\mathbf{y}, i = 1, 2. \end{aligned} \quad (6)$$

其中: f_i 表示像素点 $\mathbf{x}$ 附近的亮度平均值, $\delta(\varphi) = H'_1(\varphi) = (1/\pi)[\epsilon/(\epsilon^2 + x^2)]$ 是光滑的 Dirac 函数。

为了保证水平集正则化和演化曲线光滑性, 引入两个正则化项并得到 LBF 模型最终的能量泛函为:

$$E = \epsilon^{\text{LBF}} + \mu P(\varphi) + \nu L(\varphi),$$

其中: 距离正则化项 $P(\varphi)$ 保证 φ 近似于一个符号距离函数, 长度正则化项 $L(\varphi)$ 为轮廓曲线的长度, μ 和 ν 分别表示距离和长度正则化项的系数。

2.2 IR 模型

LBF 模型可以处理光照不均图像。如果光照不均的情况较为严重时, 有时 LBF 模型的处理效果并不理想。为此文献[13]提出了一个基于 LBF 模型的改进模型, 即 IR 模型。IR 模型在计算式(4)、(5)的函数 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_2(\mathbf{x})$ 时添加了一个调节亮度的权重系数以提高目标区域和背景区域的对比度, 即 $f_1(\mathbf{x})$ 、 $f_2(\mathbf{x})$ 重新定义为:

$$f_i^{\text{IR}}(\mathbf{x}) = [K_\sigma(\mathbf{x}) * (H_i(\varphi(\mathbf{x}))I(\mathbf{x})W_i(I(\mathbf{x})))] / [K_\sigma(\mathbf{x}) * (H_i(\varphi(\mathbf{x}))W_i(I(\mathbf{x})))], i = 1, 2,$$

其中: 权重 $W_1(I(\mathbf{x})) = I(\mathbf{x})$, $W_2(I(\mathbf{x})) = 255 - I(\mathbf{x})$ 。权重函数 $W_i(I(\mathbf{x}))$, $i = 1, 2$ 为图像中亮的像素赋予更大权重, 为暗的像素赋予小权重, 从而比 LBF 模型具有分割效果更好和收敛速度更快等优点。

基于重加权的局部拟合函数 $f_i^{\text{IR}}(\mathbf{x})$, $i = 1, 2$, IR 模型将图像分割定义为极小化能量泛函, 公式如下:

$$\min(E) = \epsilon^{\text{IR}} + \mu P(\varphi) + \nu L(\varphi),$$

其中:

$$\begin{aligned} \epsilon^{\text{IR}}(\varphi, f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x})) &= \lambda_1 \int \left[\int_{\text{in}(C)} K_\sigma(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{y}) - f_1^{\text{IR}}(\mathbf{x})|^2 H_1(\varphi(\mathbf{y})) d\mathbf{y} \right] d\mathbf{x} + \\ &\lambda_2 \int \left[\int_{\text{out}(C)} K_\sigma(\mathbf{y} - \mathbf{x}) |I(\mathbf{y}) - f_2^{\text{IR}}(\mathbf{x})|^2 H_2(\varphi(\mathbf{y})) d\mathbf{y} \right] d\mathbf{x}. \end{aligned}$$

为实现对在线铁谱图像中磨粒区域的分割, 参考文献[13], 取轮廓曲线 C 内部和外部系数 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, 距离正则化项 $P(\varphi)$ 系数取 $\mu = 1$, 长度正则化项系数 $\nu = 0.01 \times 255^2$, $H_1(\varphi(\mathbf{y}))$ 中参数 $\epsilon = 1$, 高斯核函数 $K_\sigma(\mathbf{x})$ 的参数 σ 考虑为动态参数, 它的取值根据磨粒图像里磨粒多少来适当选取。

3 模型在磨粒图像分割中的应用

3.1 算法步骤

本研究以实验室在线传感器自动获取的在线铁谱图像为实验数据。由于实验室在线传感器实行全天 24 h 监测且每 1 s 截取 12 幅图像, 因此该系列数据规模十分庞大。为了验证活动轮廓模型对在线磨粒图像分割的有效性, 本研究选取一些具有代表性的铁谱图像进行实验, 包括反射光图像、透射光图像、磨粒含量比较多的图像和磨粒含量比较少的图像。这些图像包含了铁谱图像常见且非常典型的特征。

利用活动轮廓模型对铁谱图像进行分割的算法步骤可归纳如下:

第 1 步: 对在线铁谱传感器图像做预处理, 将原图像转化成灰度图像。

第 2 步: 初始化水平集函数 $\varphi_{i,j}^0 = \varphi_0(i, j) = \begin{cases} 2, & \text{在初始轮廓 } C \text{ 内} \\ -2, & \text{在初始轮廓 } C \text{ 外} \end{cases}$, 设置迭代次数 $n = 0$ 。

第 3 步: 动态参数 σ 分别为 3, 8, 15, 20 时, 通过式(6)演化水平集函数。

第4步:对实验结果进行比较分析,得出最优的分割结果。

在线磨粒图像分割的目的是将图像中的磨粒分离识别出来,即将图像分割成两部分:磨粒(目标)和其余部分(背景)。在水平集方法中,通常用 $\varphi > 0$ 表示背景区域而 $\varphi < 0$ 表示目标区域。因此可以依据最终得到的水平集函数取值计算磨粒百分比得出在线监测的结果,进而对油液品质进行评判。

3.2 实验结果

分别对4幅具有代表性的磨粒图像进行分割,利用 Matlab 编程实现,实验结果如图2所示($\sigma = 20$),图3给出了水平集演化函数 φ 的三维示意图。从分割结果可看出,活动轮廓模型对这些具有非常典型特征的在线铁谱磨粒图像均能有效分割,油液中的磨粒可以很好地分离出来,但不同特征的磨粒图像对于参数 σ 的选取略有不同。

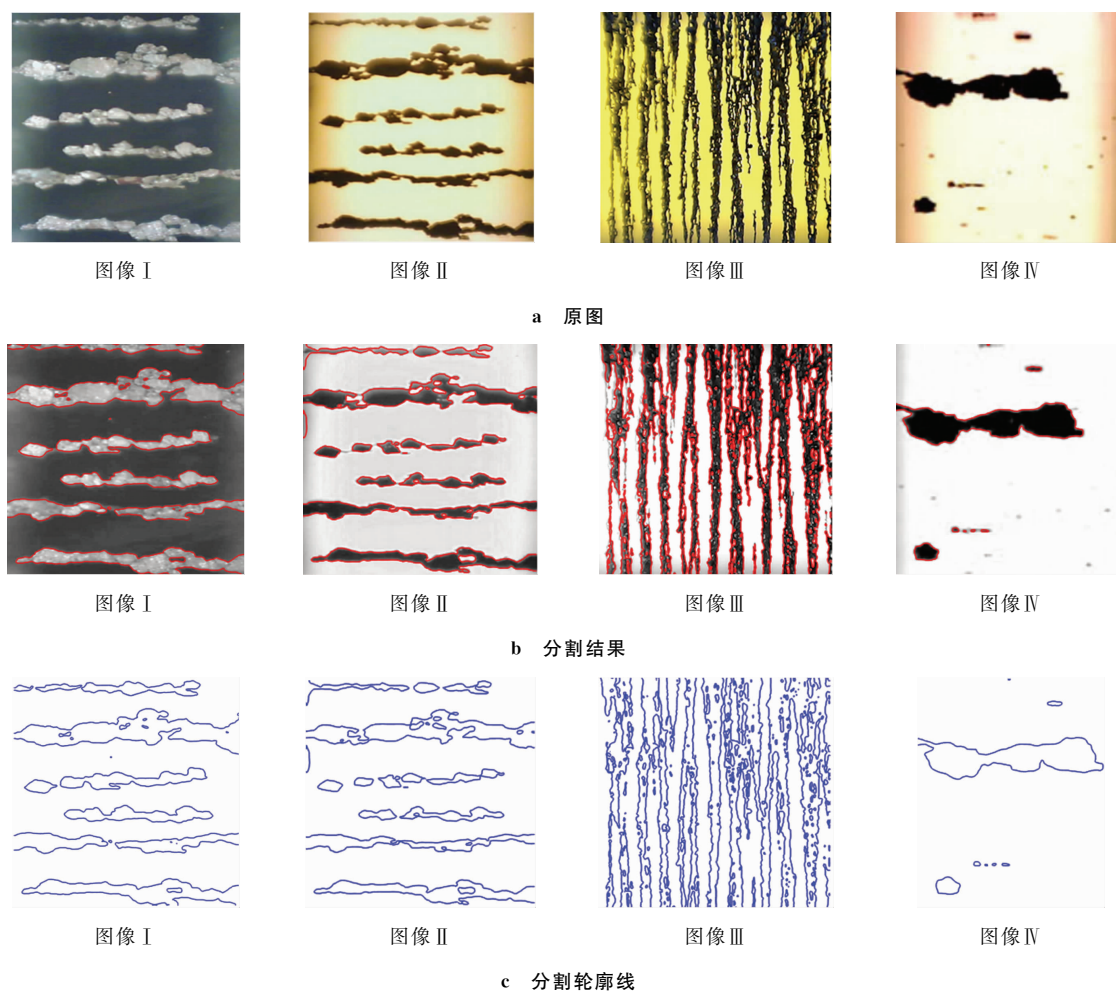


图2 不同磨粒图像的分割结果

Fig. 2 The segmentation results of abrasive images

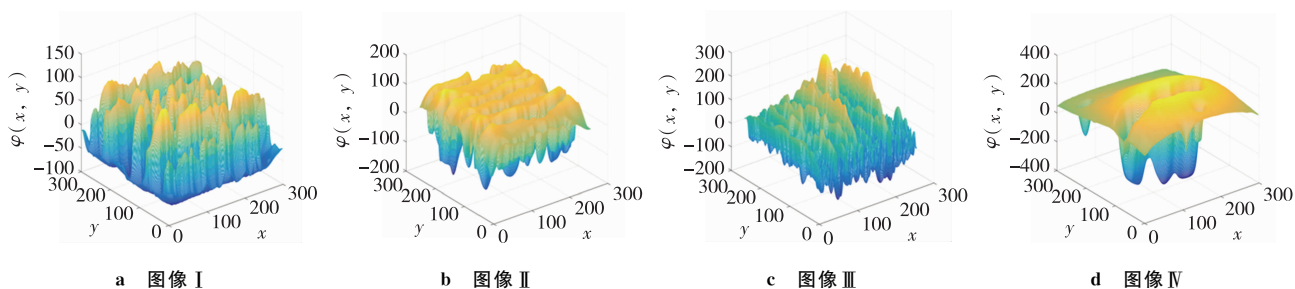


图3 水平集演化函数的三维图

Fig. 3 The 3D plot of level set evolution functions

鉴于 Gauss 核函数 $K_{\sigma}(x)$ 的参数 σ 的选取对收敛速度和准确性都很敏感, 尤其当目标区域比较小时, 若 σ 选取不妥可能产生分割失败等问题。利用图 2 所示的 4 幅图像选取不同的 σ 值进行实验, 为在分割图像时确定参数 σ 的取值提供参考依据, 实验结果如图 4 所示。当 $\sigma=3$ 时, 仅图像 I 能被正确分割; 当 $\sigma=8$ 时, 除图像 IV 以外的其他图像均能被正确分割; 当 $\sigma=15$ 或 $\sigma=20$ 时, 所有的图像都被正确分割。

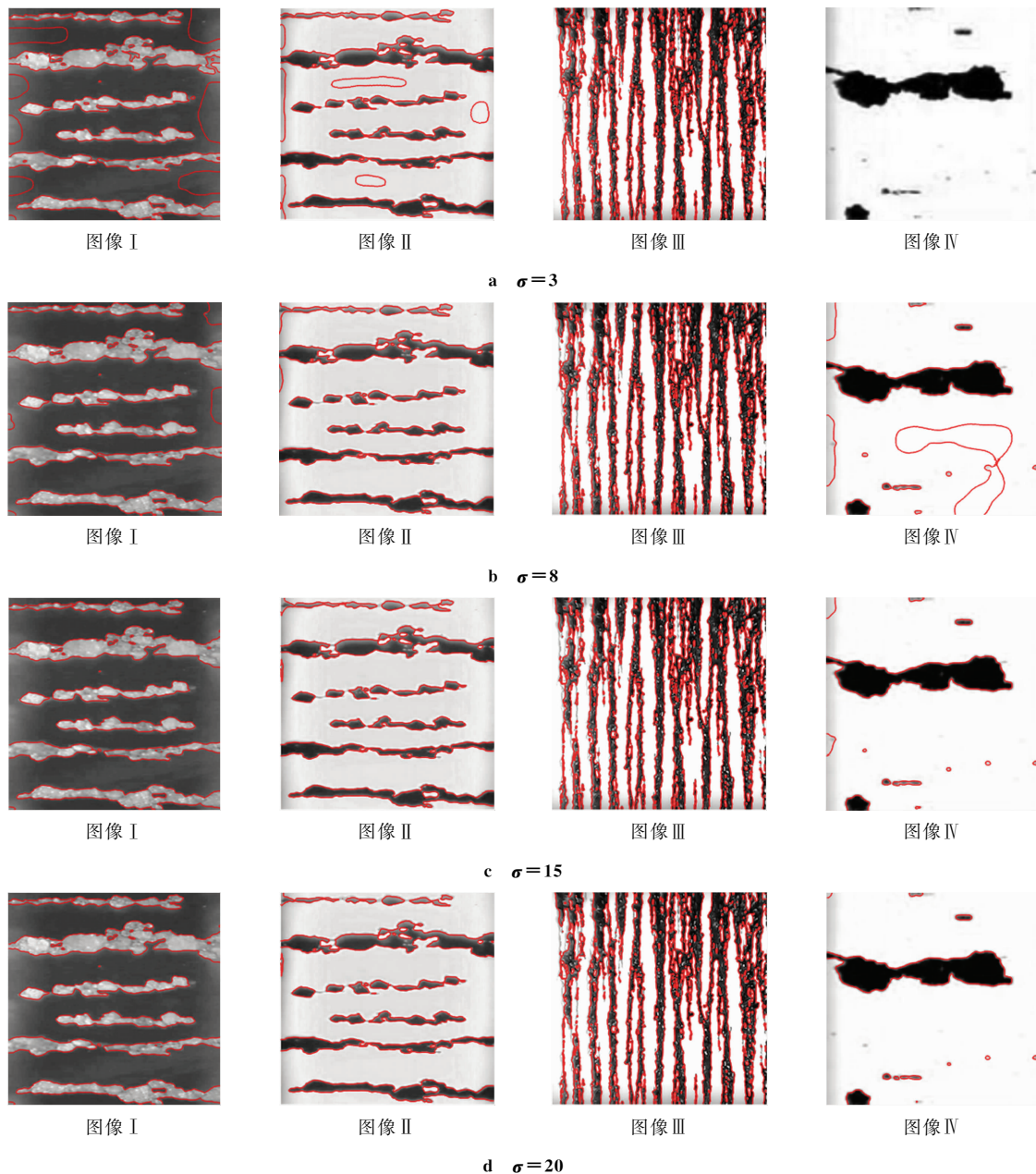


图 4 4 幅特征磨粒图像在参数 σ 取不同值时对应的分割结果

Fig. 4 The segmentation results corresponding to different values of parameter σ

从图 4 的实验结果看出, 磨粒在油液中的含量越低, 参数 σ 需取得越大。由 $K_{\sigma}(x)$ 函数关系可知, σ 越大, 计算时间越多。因此在对大量图像进行分割时, 考虑到在线监测的实时性, σ 的选取相当重要。在实际应用中, 可以在油液监测初期将参数 σ 取较大的值; 当油液的磨粒浓度增加时, σ 的取值逐渐减小, 以达到有效监测。图像分割时间用 CPU 时间来衡量, 表 1 显示了用微软公司的 Surface 电脑(处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-6300U CPU@3.0 GHz)得到的不同参数 σ 取值下分割磨粒图像对应的 CPU 时间。

4 铁谱图像的磨粒分割的统计学描述

为了获得铁谱图像中磨粒的量化统计质量分数信息, 本研究采用了磨粒面积百分覆盖指数来进行描述, 计

算公式为: $P=[S_1/(S_1+S_2)]\times 100\%$,式中: P 为磨粒面积百分覆盖指数; S_1 表示目标(磨粒)区域的面积; S_2 表示铁谱图像中的背景区域的面积。由图 2 中分割结果得出的磨粒面积百分覆盖指数如表 2 所示。结合图 2 可知,表 2 中不同图像的磨粒面积百分覆盖指数的变化趋势与图中对应图像的磨粒浓度变化相符。同一算法分割的图像,磨粒质量分数越高,磨粒面积百分覆盖指数越大。选取的 4 幅图片的分析结果表明,采用基于区域活动轮廓模型的水平集方法,选取合适的参数分割后的图像可以通过磨粒面积百分覆盖指数来定量表征其中统计质量分数信息,从而判断油液中铁谱磨粒的含量。

表 1 参数 $\sigma=3,8,15,20$ 时分割磨粒图像对应的 CPU 时间
Tab. 1 The abrasive image corresponds to the CPU time when the parameter $\sigma=3,8,15,20$

参数 σ	CPU 时间/s			
	$\sigma=3$	$\sigma=8$	$\sigma=15$	$\sigma=20$
图像 I	0.67	1.86	5.77	9.91
图像 II	0.47	1.41	4.63	7.81
图像 III	0.46	1.39	4.60	8.06
图像 IV	—	1.91	6.38	9.87

表 2 磨粒图像分割结果的磨粒面积百分覆盖指数
Tab. 2 The abrasive particle percentage coverage index of the results of abrasive image segmentation

铁谱	图像 I	图像 II	图像 III	图像 IV
磨粒面积百分覆盖指数	26.37%	19.39%	42.47%	11.24%

5 结束语

本研究使用基于区域的活动轮廓模型,对几类具有典型特征的磨粒图像进行了准确分割。本研究还比较分析了高斯核参数 σ 的大小对不同类型磨粒图像分割结果的影响,并且得出不同磨粒浓度的油液的分割模型参数的最佳选取值。此外本研究分析了参数 σ 与分割时间的关系,这为实际应用中如何平衡分割时间和精度提供了参考。同时,本研究采用图片中磨粒面积百分覆盖指数来量化磨粒在油液中的含量,该指数可直接反映出正确分割效果时铁谱图像的磨粒统计质量分数,由此可以判断油液品质和机器磨损程度。

参考文献:

[1] 徐启圣. 智能化多规则油液综合故障诊断理论及方法的研究[D]. 上海:上海交通大学,2008.
XU Q S. Study on theories and methods of intelligent multi-criteria oil synthesis analysis and fault diagnosis[D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University,2008.

[2] 庞晋山,贺石中,宁成云. 相关性分析在油液监测及故障诊断中的应用[J]. 润滑与密封,2016,41(4):128-131.
PANG J S, HE S Z, NING C Y. Application of correlation analysis in oil monitoring and fault diagnosis[J]. Lubrication Engineering,2016,41(4):128-131.

[3] HUA Y,SUN Y Y,XU G D,et al. A fault diagnostic method for oil-immersed transformer based on multiple probabilistic output algorithms and improved DS evidence theory[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,2022,137: 107828.

[4] 王汉功,陈桂明. 铁谱图像分析理论与技术[M]. 北京:科学出版社,2005.
WANG H G,CHEN G M. Theory and technique of ferrographic image analysis [M]. Beijing:Science Press,2005.

[5] WANG S,WU T H,WANG K P,et al. Ferrograph analysis with improved particle segmentation and classification methods[J]. ASME Journal of Computing and Information Science in Engineering,2020,20(2):021001.

[6] 李博,吕浩文,吴伟,等. 全视场在线图像可视铁谱磨粒显微成像特性分析[J]. 仪器仪表学报,2022,43(2):26-35.
LI B,LÜ H W,WU W,et al. Evaluation and analysis of microscopic imaging characteristics of wear debris for full field-of-view online visual ferrograph[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(2):26-35.

[7] 杨宁,张培林,陈洪超,等. 一种自适应磨粒图像分割方法的应用研究[J]. 计算机工程与应用,2010,46(17):185-187.
YANG N,ZHANG P L,CHEN H C,et al. Research of adaptive segmentation method in wear debris image[J]. Computer

- Engineering and Application, 2016, 46(17):185-187.
- [8] 郝延龙, 潘新祥, 严志军, 等. 基于显微图像的在线润滑油中磨粒识别[J]. 润滑与密封, 2017, 42(4):53-59.
HAO Y L, PAN X X, YAN Z J, et al. Recognition for particles in lubricating oil based on micro-image method[J]. Lubrication Engineering, 2017, 42(4):53-59.
- [9] 武通海, 邱辉鹏, 吴教义, 等. 图像可视化在线铁谱传感器的图像数字化处理技术[J]. 机械工程学报, 2008, 44(9):83-87.
WU T H, QIU H P, WU J Y, et al. Image digital processing technology for visual on-line ferrograph sensor[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2008, 44(9):83-87.
- [10] WANG M, YANG L, ZHAO Z B, et al. Intelligent prediction of wear location and mechanism using image identification based on improved Faster R-CNN model[J]. Tribology International, 2022, 169:107466.
- [11] LI C M, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE, 2007:1-7.
- [12] LI C M, KAO C Y, GORE J C, et al. Minimization of region scalable fitting energy for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10):1940-1949.
- [13] YU W, FRANCHETTIT F, CHANG Y J, et al. Fast and robust active contours for image segmentation//2010 IEEE International Conference on Image Processing, Hongkong: IEEE, 2010:641-644.
- [14] KIM J, FISHER J W, YEZZI A, et al. A nonparametric statistical method for image segmentation using information theory and curve evolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10):1486-1502.
- [15] OSHER S, FEDKIW R P. Level set methods: an overview and some recent results[J]. Journal of Computational Physics, 2001, 169(2):463-502.
- [16] CHEN X, WILLIAMS B M, VALLABHANENI S R, et al. Learning active contour models for medical image segmentation [C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach: IEEE, 2019:11632-11640.
- [17] GE P Q, CHEN Y Y, WANG G N, et al. An active contour model driven by adaptive local pre-fitting energy function based on Jeffreys divergence for image segmentation[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 210:118493.
- [18] HE C J, WANG Y, CHEN Q. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy[J]. Signal Processing, 2012, 92(2):587-600.

Research on Online Iron Ferrography Image Segmentation Based on Active Contour Model

XU Xiaozeng^{1,2}, ZHU Weili³, WANG Yan³

(1. School of Mathematics and Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067;
2. Chongqing Key Laboratory of Social Economy and Applied Statistics, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067; 3. School of Mathematical Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing 401331, China)

Abstract: In order to segment the wear particle area accurately for calculating the ferrographic abrasive content in the oil, and finally obtain equipment oil products and fault information, taking the wear particle image of the image-visual online ferrography sensor as the object, the region-based geometric active contour models based on curve evolution theory and level set method; LBF model and IR model were introduced. By comparing the segmentation effects of two models, it is found that the IR model has higher segmentation accuracy and faster convergence speed. The influence of model parameters on the segmentation results was further analyzed, and the segmentation parameter values corresponding to the optimal segmentation effect and the shortest computing time under different wear particle concentration conditions were obtained, which provided a basis for the adaptive selection of wear particle image segmentation parameters in online monitoring. The experiment shows that the segmentation model adopted has higher segmentation accuracy and convergence speed for the wear particle image, which provides a guarantee for the subsequent fast and accurate calculation of the ferrographic wear particle content in the oil.

Keywords: ferrographic image analysis; wear particle image; image segmentation; active contour model

(责任编辑 方 兴)