

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905777

基于水平集方法的划痕形状表面视觉测量*

刘明, 杨胜寒, 高诚辉

(福州大学机械工程及自动化学院 福州 350116)

摘要:设计了一种基于水平集与各项异性扩散的划痕形状尺寸自动测量方法,对光学显微镜下的划痕测试图像进行了分割与尺寸测量。在轮廓分割上利用基于距离正则化的水平集方法(DRLSE)来分割划痕轮廓,使用各项异性扩散代替高斯滤波作为边缘指示函数的去噪方法。通过人工设置初始水平集,演化得到完整的划痕轮廓,再经过亚像素调整得到轮廓坐标。在划痕形貌尺寸测量上,根据划痕轮廓坐标测量划痕宽度分布与划痕长度,并计算出划痕平均宽度与划痕面积。根据实验讨论了演化参数对测量值的影响,在最佳演化参数下,划痕平均宽度与划痕面积的相对测量误差小于0.06%和0.1%。对不同划痕图像进行测量,并与人工分割及传统DRLSE模型相比较。实验结果表明,在轮廓分割上,该方法相比传统DRLSE模型具有更好的分割效果。在划痕平均宽度与划痕面积的测量上,该方法也具有更高的精度与准确度。

关键词:距离正则化水平集方法;各项异性扩散;视觉测量;图像分割;水平集

中图分类号:TP391 TH821 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:**520.6040

Surface shape vision measurement for scratch based on level set

Liu Ming, Yang Shenghan, Gao Chenghui

(School of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract:An automatic dimension measurement method of the scratch images is proposed based on the level set and the anisotropic diffusion. The segmentation and dimension measurement are conducted on scratch images that are obtained by optical microscope. In the segmentation, the distance regularized level set evolution (DRLSE) is used to segment the scratch. The anisotropic diffusion method is utilized instead of Gaussian filtering as the de-noising method of the edge indicating function. The initial level set is manually set and evolved to the whole scratch boundaries. The contour coordinates are achieved by the subpixel adjustment. In the dimension measurement, the scratch boundaries are used to measure the width distribution and scratch length. Meanwhile, the average scratch width and scratch area are obtained. The influence of evolution parameters on measurement results are discussed by experiment. Under the optimal parameters of evolution, the relative measurement errors of the average scratch width and scratch area are less than 0.06% and 0.1%. Compared with the traditional DRLSE, experimental results show that the proposed method has advantages of precision and accuracy in the average scratch width and scratch area.

Keywords:distance regularized level set evolution; anisotropic diffusion; vision measurement; image segmentation; level set

0 引言

划痕测试是一种通过压头在试样表面上划刻来表征材料的划痕硬度^[1]、界面结合强度^[2]、断裂韧性^[3]等力学性能的方法,广泛用于薄膜材料、生物材料、电子半导体等^[4-6]。划痕形貌的几何尺寸是在划痕测试中用于计算

材料力学性能的测量参数,其测量的准确度直接反映测试结果的准确度。目前,对于划痕形貌的几何尺寸测量大多还使用人工的方式,Espitia等^[7]使用划痕测试来研究马氏体不锈钢在低温等离子体渗氮处理下的力学性能,其通过人工测量划痕宽度来计算材料的划痕硬度;Chen等^[8]通过微米划痕测试,人工测量了脱黏区的划痕面积来计算铁基体上等离子喷涂涂层的界面结合强度。

收稿日期:2019-11-01 Received Date:2019-11-01

* 基金项目:国家自然科学基金(51705082,51875106)、CAD/CAM福建省高校工程研究中心项目(K201705)资助

由于主观原因,不同人的测量结果具有较大的偏差与不一致性,因此,为了保持测量结果的准确与一致性需要对划痕形貌的几何尺寸进行自动测量。

近年来基于图像处理的方法广泛应用于材料测试分析以及检测中,Agirre等^[9]将传统拉伸测试与数字图像相关技术相结合来获取材料在拉伸测试中的应力应变关系,通过选择各族材料的最佳硬化模型来预测材料的硬度。Gross等^[10]通过对比表面轮廓仪、光学显微镜、原子力显微镜、扫描电子显微镜在金属抛光表面下不同的划伤图像,研究了纳米级抛光表面的质量控制检测方法。Kim等^[11]提出了一种基于机器视觉与卷积神经网络的方法来自动探测城市建筑中混凝土的裂纹。但是,目前针对划痕测试的图像分析技术还较少有人研究,Maros等^[12]使用 Sobel 算子结合中值滤波的方式分割划痕轮廓,首次通过非人工测量方式来评估非透明玻璃的残余应力。但是对于大多数材料,由于其表面的微观结构、金相组织等因素,在划痕测试下的图像往往具有较多斑点纹理、灰度分布不均匀的特点^[13],传统的图像分割算法很容易失效。而基于深度学习的图像分割技术虽然能够有效分割出目标,但是训练神经网络需要一定量的实验数据以及相应的人工的标注,而不同材料的划痕图像形式各不相同,这就要求对每一种材料的分割都需要大量的数据集来提升网络的分割性能,以目前划痕测试的数据量还难以保证神经网络达到像素、亚像素级别的分割精度。本文针对多种材料下的划痕测试图像,提出使用水平集方法来对划痕轮廓进行分割。

水平集方法由活动轮廓模型(active contour model, ACM)发展而来,是一种基于偏微分方程的图像分割方法^[14],广泛应用于医学影像的分割^[15-16]。与 ACM 直接演化曲线不同,水平集方法将曲线的演化表示为高维曲面的零水平集的演化,在偏微分方程的控制下,水平集轮廓逐渐逼近目标边缘,相比 ACM 能更好的处理演化过程中轮廓的拓扑变化^[17],而相比传统图像分割方法,其对具有背景纹理的图像有更高的鲁棒性。水平集方法对于带边缘图像已经具有很好的分割效果,2001年 Chan等^[18]提出不依靠图像梯度信息的区域水平集(Chan-Vese, CV)模型,对边缘模糊的图像具有较好的分割效果,但是依然存在需要重整化以及需要进行多次迭代的问题。为了解决这一问题,Li等^[19]提出了无需重整化的距离正则化水平集方法(distance regularized level set evolution, DRLSE),消除了由数值计算带来的误差,提高了算法的稳定性,但是该模型对边缘模糊的目标分割效果较差。单纯依靠梯度的方法难以对灰度不均匀的图像进行分割,Belaid等^[20]提出了一种基于局部相位与局部方向的水平集分割方法,使用 Cauchy 核作为特征提取滤波器,能够很好地捕捉到低对比度、带有斑点纹理目标的

边缘。除了图像本身信息之外,初始水平集的选取也对分割效果具有很大影响,Li等^[21]提出了对初始水平集位置不敏感的区域尺度拟合(region-scalable fitting, RSF)模型,其利用图像局部灰度值作为分割标准,能够很好的分割出灰度不均匀的目标轮廓,但是同样也容易将整体轮廓分割为许多不连续的区域。Ngo等^[22]将深度学习与水平集算法相结合,通过深度信念网络确定分割目标区域以及生成初始水平集,再使用水平集精确调整目标轮廓,实现对目标的精确分割与测量。

本文针对光学显微镜下恒定载荷与渐进载荷的两种划痕图像,设计了一种划痕形貌尺寸自动测量方法。针对划痕图像容易产生弱边缘的现象,使用各项异性扩散方法对 DRLSE 模型的边缘指示函数进行改进。利用改进的 DRLSE 方法对划痕轮廓进行分割,并对分割轮廓进行亚像素调整,定义并测量了划痕平均宽度、划痕面积,讨论了演化参数对测量值的影响,选取了最佳演化参数。通过鲁棒性实验验证了算法在各种环境下的稳定性。最后对不同正压力与不同材料的划痕图像进行分割与测量实验,并与人工分割、传统 DRLSE 模型以及常见水平集模型进行对比,结果表明,本文方法在分割与测量上能获得更好的效果,并且在含有噪声的图像中依然能够获得准确的测量值。

1 划痕形貌尺寸测量方法

在分割划痕轮廓之前,需要对测量目标进行定义,本文根据恒定载荷与渐进载荷下的划痕形貌定义划痕平均宽度与划痕面积作为测量目标。常规划痕图像如图 1 所示,设图片左上角为原点,平行于划痕方向为 x 轴,垂直于划痕方向为 y 轴,定义划痕长度 l 为 x 轴方向上划痕轮廓左右端点之间的像素个数。同样定义划痕宽度 $w(x)$ 为划痕轮廓沿着 x 轴上每一点划痕轮廓上边缘与下边缘之间的像素个数,则划痕面积 A 为:

$$A = \int_l w(x) dx \quad (1)$$

图 1(a) 为恒定载荷的划痕图像,加载力为 14 N,本文对恒定载荷划痕使用划痕平均宽度作为测量目标,由于划痕两端处的划痕宽度收缩,不应带入划痕平均宽度中计算,所以取划痕中心处一定比例的划痕长度区域 l_p 来计算划痕平均宽度 w_{ave} ,则 w_{ave} 可表示为:

$$w_{ave} = \frac{\int_{l_p} w(x) dx}{l_p} \quad (2)$$

渐进载荷的划痕图像如图 1(b) 所示,划痕起始载荷为 5 mN,终点载荷为 20 000 mN,划痕宽度随着划痕长度的增加而增大,所以本文对渐进载荷划痕直接使用划痕面积作为测量目标。

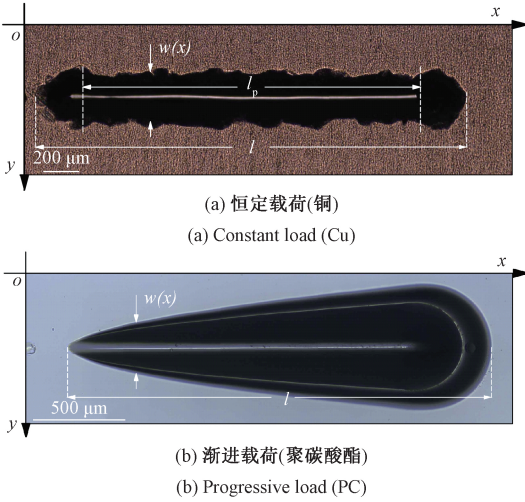


图1 划痕轮廓尺寸

Fig.1 Scratch dimension view

2 水平集方法原理及 DRLSE 模型

水平集方法的基本原理是将图像中的闭合轮廓曲线(二维)看作高维曲面(三维)的一个等值面,定义 $\phi: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 为图像区域 Ω 中的水平集函数,称集合 $\{\phi(x, y) = 0\}$ 为该曲面的零水平集。由于使用高维曲面的演化替曲线的演化,水平集方法能够自然地处理在演化中划痕轮廓的拓扑变化,例如分裂与合并,并且只要演化速度变化平滑则水平集函数能始终保持光滑,这对于划痕轮廓的表示和后续的尺寸测量有很大的优势。由于计算机的数值误差^[23],传统水平集方法需要周期地对水平集函数进行初始化,但是这样会增加计算时间并且会带来初始化引起的分割误差,为此 DRLSE 模型引入距离正则项来使得水平集函数在演化过程中不断进行调整,避免了初始化的影响。

基于变分的水平集方法首先需要构造能量函数 E ^[24]:

$$E(\phi) = \mu R_p(\phi) + E_{\text{ext}}(\phi) \quad (3)$$

分割轮廓为使能量函数最小化时的水平集函数,这就使原问题转化为优化问题。求解能量函数 $E(\phi)$ 极小值的标准方法是利用梯度下降流求解梯度流方程的稳态解^[25-26],具体做法是首先将水平集函数引入时间变量 $t, t \geq 0$,构造随时间演化的偏微分方程^[27]:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = -\frac{\partial E}{\partial \phi} \\ \phi(x, y, t) |_{t=0} = \phi_0 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $R_p(\phi)$ 为距离正则项; $\mu > 0$ 为调整系数,其作用是在演化中约束水平集,避免初始化带来的误差,定义为:

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dX \quad (5)$$

式中: p 为能量密度函数, $p: [0, \infty] \rightarrow \mathbb{R}$ 。由于二值化的初始水平集轮廓会带来边界效应,为了解决这个问题 DRLSE 模型构造了一个具有双重极值点的能量密度函数 $p(|\nabla \phi|)$,其具有两个极值点 $|\nabla \phi| = 0, |\nabla \phi| = 1$,在演化过程中能够使 $|\nabla \phi|$ 的值约束在 1 附近^[24]:

$$p(|\nabla \phi|) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi |\nabla \phi|)), & |\nabla \phi| \leq 1 \\ \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2, & |\nabla \phi| \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $E_{\text{ext}}(\phi)$ 为推动水平集函数在演化过程中趋近目标轮廓的外部能量, $E_{\text{ext}}(\phi)$ 构造为:

$$E_{\text{ext}}(\phi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\phi) |\nabla \phi| dX + \alpha \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\phi) dX \quad (7)$$

式中: $\lambda > 0$ 为长度系数; $\alpha \in \mathbb{R}$ 为面积系数; g 为边缘指示函数,取决于图像的梯度信息。在演化过程中,式(7)中的第 1 项控制水平集与图像轮廓重合,第 2 项则是推动水平集的驱动力,其根据 α 的正负来控制水平集向外膨胀($\alpha < 0$)或向内收缩($\alpha > 0$)。 δ_{ε} 为平滑的狄拉克函数。

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left(1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right), & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases} \quad (8)$$

H_{ε} 为平滑的单位阶跃函数:

$$H_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left(1 + \frac{x}{\varepsilon} + \frac{1}{\pi} \sin\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right), & |x| \leq \varepsilon \\ 1, & x > \varepsilon \\ 0, & x < -\varepsilon \end{cases} \quad (9)$$

可以注意到 δ_{ε} 为 H_{ε} 的导数, $H'_{\varepsilon} = \delta_{\varepsilon}$, ε 为窗宽,一般设置 $\varepsilon = 1.5$ ^[24]。

将式(5)和(7)对 ϕ 求变分代入式(4)中得到梯度流方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div} \left(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi \right) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta_{\varepsilon}(\phi) \quad (10)$$

其中 div 代表散度运算, d_p 定义为:

$$d_p(|\nabla \phi|) \triangleq \frac{p'(|\nabla \phi|)}{|\nabla \phi|} \quad (11)$$

式中: $p'(|\nabla \phi|)$ 为能量密度函数 $p(|\nabla \phi|)$ 的一阶导数,表示为:

$$p'(|\nabla \phi|) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi} \sin(2\pi |\nabla \phi|), & |\nabla \phi| \leq 1 \\ | |\nabla \phi| - 1, & |\nabla \phi| \geq 1 \end{cases} \quad (12)$$

式(10)为划痕轮廓的水平集演化方程,其稳态解即

为所分割的划痕轮廓。使用有限差分法对式(10)做数值计算,将时变函数 $\phi(x,y,t)$ 离散化为 $\phi_{x,y}^t$,则 $\partial\phi/\partial t$ 可以用前向差分代替,水平集的演化方程可转换为迭代方程。

$$\phi_{x,y}^{t+1} = \Delta t L(\phi_{x,y}^t) + \phi_{x,y}^t \quad (13)$$

式中: Δt 为时间步长,控制迭代方程的演化速度; $L(\phi_{x,y}^t)$ 表示式(10)等号右边所有项的近似。

边缘提取是在水平集方法中找到感兴趣的目标边缘,传统DRLSE算法中的边缘指示函数一般定义为:

$$g \triangleq \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|^2} \quad (14)$$

式中: I 为原始图像; G_σ 是标准差为 σ 的高斯滤波器。边缘指示函数被设置为在图像梯度大的位置取得较小值,在其他位置取得较大值,其中 $G_\sigma * I$ 为高斯滤波器与原始图像的卷积,作用是平滑图像中的噪声,但是高斯滤波器作为一种各向同性的滤波器,在消除噪声的同时也会模糊目标边缘。而在划痕测试中,对于弹性变形较大的试样材料,划痕的边缘由于弹性回复的原因,会在光学显微镜成像上产生不明显的弱边缘,弱边缘与真实边缘之间具有一段灰度渐变区域,此区域经过高斯滤波后扩散变成伪边缘,这就会导致最终的分割出现边缘泄漏或过早停止的现象。本文提出使用各向异性扩散方法来代替高斯滤波器作为边缘指示函数的去噪方法。各向异性扩散是一种基于偏微分方程的图像去噪方法^[28],与高斯滤波不同,各向异性扩散方法能够根据图像的梯度大小来选择性的平滑图像,一般认为图像在真实边缘处具有较大的梯度值,而在噪点处具有较小的梯度值,所以这种方法能够在去除图像噪声的同时保留边缘。主要方法为求解原始图像的扩散方程^[28]:

$$\begin{cases} \frac{\partial I_c}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla I_c|) \nabla I_c) \\ I_c(t=0) = I \end{cases} \quad (15)$$

式中: I 表示原始图像; I_c 表示扩散之后的图像; $c(|\nabla I_c|)$ 为扩散方程^[28]:

$$c(|\nabla I_c|) = \frac{1}{1 + (|\nabla I_c|/k)^2} \quad (16)$$

式中: k 为扩散门限,若梯度值大于 k 则为边缘,小于 k 则为噪点。使用各向异性扩散方法可以将边缘指示函数改写为:

$$g \triangleq \frac{1}{1 + |\nabla I_c|^2} \quad (17)$$

水平集方法的首要任务就是要确定初始水平集的位置和形状,DRLSE模型是基于目标边缘梯度的分割方法,初始水平集 ϕ_0 必须全部在目标轮廓之内或之外,并且初始轮廓越接近目标轮廓最终分割效果就越好。针对恒定载荷与渐进载荷的划痕图像形状,初始水平集的形状

选取由两个半圆与直线段构成的环形,如图2所示,若以图像左上角作为原点,环形方程可表示为:

$$\begin{cases} (x - a_1)^2 + (y - b)^2 = R_1, & x \leq a_1 \\ y = \pm \frac{R_2 - R_1}{a_2 - a_1}(x - a_1) + b - R_1, & a_1 < x < a_2 \\ (x - a_2)^2 + (y - b)^2 = R_2, & x \geq a_2 \end{cases} \quad (18)$$

式中: R_1 为左半圆半径; R_2 为右半圆半径; (a_1, b) 为左半圆圆心坐标; (a_2, b) 为右半圆圆心坐标。设环形内部区域为 S ,则初始水平集为:

$$\varphi_0(x,y) = \begin{cases} -c_0, & x,y \in S \\ c_0, & x,y \notin S \end{cases} \quad (19)$$

式中: c_0 为正整数,为了便于计算在本文中设置 $c_0=2$ 。

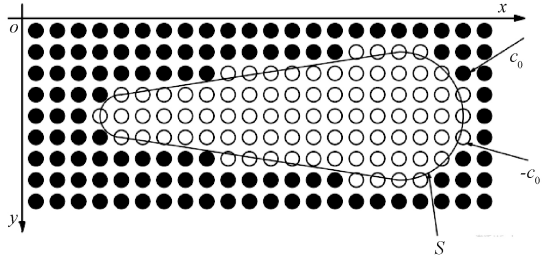


图2 初始水平集

Fig.2 Initial level set

3 实验结果分析

3.1 测量流程及软件功能

划痕形貌尺寸的自动测量主要是通过分割划痕轮廓与自动计算轮廓尺寸两个步骤来实现,具体流程如图3所示。1)划痕轮廓的分割,首先以灰度模式读取划痕图像,根据划痕形状人工确定初始水平集,确定水平集的演化参数、演化方向以及各向异性扩散方法的扩散门限,然后根据式(17)计算出边缘指示函数,最后求解迭代式(13),得到所分割轮廓,对轮廓边缘进行亚像素调整,得到亚像素轮廓坐标。2)划痕轮廓尺寸的测量,首先将步骤1)得到的轮廓坐标,按照定义测量出划痕宽度分布及划痕长度,对于恒定载荷的划痕图像,按照式(2)计算划痕平均宽度,对于渐进载荷的划痕图像,按照式(1)计算划痕面积。通过以上两个步骤便可实现对划痕形貌尺寸的自动测量。

本文算法使用Python 3.7进行编写,图形界面使用PyQt 5编写,软件实现多种功能模块包括原始图像读取、初始水平集划分、演化方向、划痕轮廓分割、标尺识别、划痕平均宽度及划痕面积测量等功能。

3.2 分割实验

划痕试验使用Anton Paar微米划痕试验机,压头为

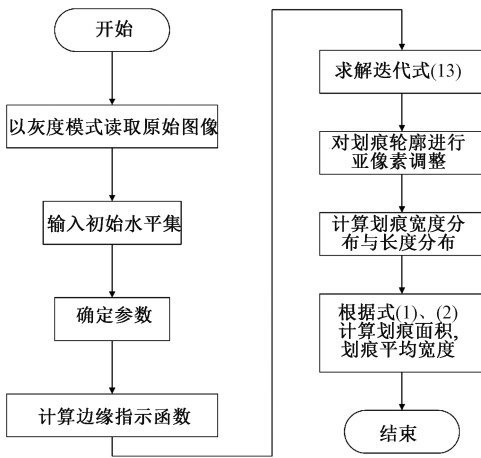


图3 划痕形貌尺寸测量流程

Fig.3 Flow chart of dimension measurement of the scratch

半径 $100\ \mu\text{m}$ 、锥角为 120° 的 Rockwell-C 球压头, 加载模式为恒定载荷模式与渐进载荷模式, 划痕图像采集使用分辨率为 $1\ 280 \times 1\ 024$ 的 CCD 摄像头, x 轴标尺与 y 轴标尺相等为 $a = 1.07\ \mu\text{m}/\text{pixel}$, 恒定载荷的试样材料为紫铜, 渐进载荷的试样材料为聚碳酸酯, 材料都经砂纸打磨

后抛光至镜面。根据经验首先设置了较为精细的演化参数以演示分割效果, 设置 $\Delta t = 0.05, \lambda = 3, \mu = 4$, 迭代 200 次, 各向异性扩散的扩散门限设置为 $k = 20$, 根据初始水平集设置演化方向, 恒定载荷模式向外演化 $\alpha = -9$, 渐进载荷模式向内演化 $\alpha = 9$ 。

将本文方法与 RSF 模型^[21]、传统 DRLSE 模型^[24]、活动轮廓模型^[29]、CV 模型^[30] 以及人工分割相对比, 图 4 所示为不同方法下恒定载荷的划痕分割结果, 加载力为 $14\ \text{N}$, 图 5 所示为不同方法下渐进载荷的划痕分割结果, 起始载荷为 $5\ \text{mN}$, 终点载荷为 $20\ 000\ \text{mN}$ 。图 4(b)、5(b) 所示的 RSF 模型由于使用了局部区域灰度值作为能量项, 将整体边缘分裂为各不连续的区域, 导致分割失效。图 4(c)、5(c) 所示的 DRLSE 模型在目标边缘处出现了演化过早停止的现象, 这是由于材料弹性回复的原因, 划痕测试会在光学显微镜成像下产生伪边缘。图 4(d)、5(d) 所示的活动轮廓模型与 CV 模型能够较好的分割出目标轮廓, 只是在部分区域会出现边缘泄漏的情况。图 4(f)、5(f) 所示为本文方法, 可以看到分割轮廓与人工分割轮廓基本吻合, 几乎没有出现边缘泄漏或演化过早停止的情况。

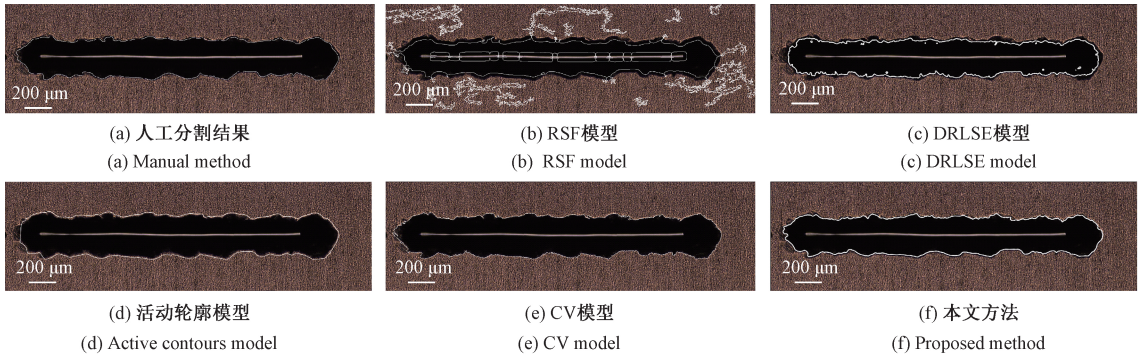


图4 恒定载荷分割结果比较

Fig.4 Comparison of segmentation results for the constant load

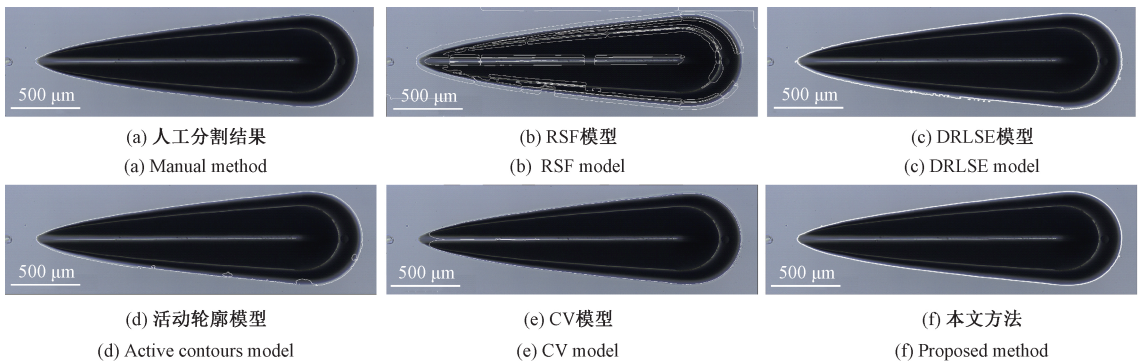


图5 渐进载荷分割结果比较

Fig.5 Comparison of segmentation results for the progressive load

划痕图像在显微镜光学成像或传输过程中常常会产生模糊、光照不均匀、含有噪声的现象^[31]。为验证本文方法的鲁棒性,现将恒定载荷与渐进载荷的划痕图像分别加入高斯噪声、椒盐噪声以及模糊和非均匀光照处理,然后再使用本文方法进行分割。结果如图 6 所示,图 6(a)、(e)所示为原始图像加入方差为 500 的高斯噪声的分割结果,图 6(b)、(f)所示为原始图像加入密度为 0.01 的椒盐噪声的分割结果,可以看出无论是恒定载荷还是渐进载荷,本文方法都具有良好的抗

噪性,在高斯噪声环境下分割效果几乎没有下降,而在与椒盐噪声环境下分割轮廓也只是出现了微小的抖动。图 6(c)所示为原始图像曝光不足的分割结果,分割轮廓在图像暗处演化过度而在亮处则略微不足,图 6(g)所示为曝光过度的分割结果,分割效果受到影响不大,在亮处略微有演化过度的情况。图 6(d)、(h)所示为原始图像经过高斯模糊与动态模糊处理后的分割结果,分割效果并未有明显的下降,只是轮廓在部分区域会出现微小的抖动现象。

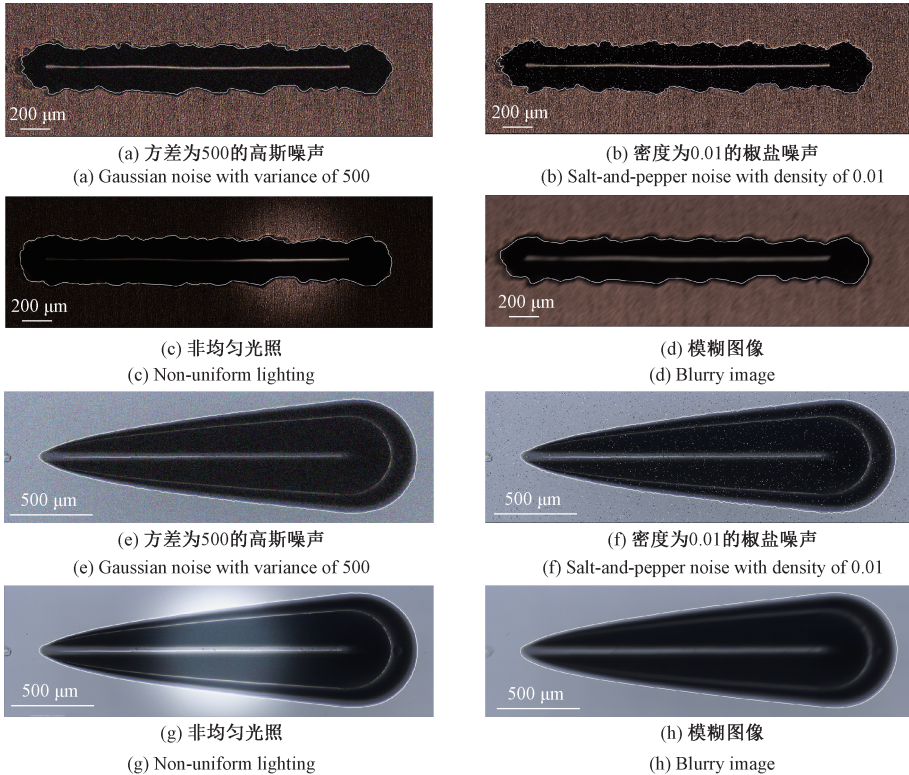


图 6 不同实验条件下恒定载荷与渐进载荷划痕图像的分割结果

Fig.6 Segmentation results of constant and progressive load under different experiment conditions

3.3 亚像素边缘调整

为了进一步提高测量精度,本文使用 Zernike 矩方法对水平集分割得到的轮廓进行亚像素调整定位。首先根据文献[32]确定 Zernike 矩的 3 个模板参数,设定模板宽度为 5,边缘强度阈值 55,距离阈值为 $\sqrt{2}/2$ 。由于水平集方法能够直接获取轮廓的单像素边缘,这里直接以分割轮廓的坐标为中心,计算每个模板与原始图像的卷积,根据强度与距离判定定位点是否为真实边缘,若为真实边缘则修改轮廓坐标值。修改后部分轮廓坐标如表 1 所示。

根据亚像素轮廓坐标对进行划痕宽度分布计算,结果如图 7 所示。可以看出,在恒定载荷下本文方法与人工分割在划痕宽度上的测量值具有很高的重合度,而传统 DRLSE 方法、CV 模型、活动轮廓法具有一定误差,测

量值相对偏小。在渐进载荷下,除了 CV 模型外其他方法测量的宽度分布大体上一致,本文方法与人工分割测量值几乎重合,传统 DRLSE 方法与活动轮廓法在部分区域有略微抖动。

表 1 亚像素边缘调整结果

Table 1 The result of sub-pixel edge adjustment

初始轮廓坐标	亚像素轮廓坐标
(512, 260)	(511.939, 260.031)
(513, 259)	(513.000, 258.994)
(514, 259)	(513.959, 258.662)
(514, 259)	(513.959, 258.662)
(515, 258)	(514.511, 258.314)

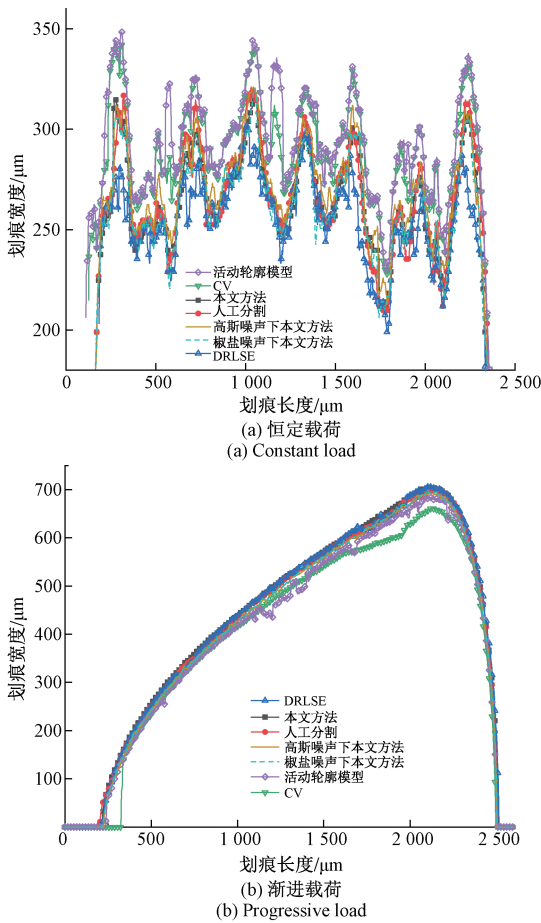


图7 划痕宽度分布

Fig.7 Distribution of scratch width

3.4 测量与演化参数讨论

对于恒定载荷的划痕来说,划痕平均宽度为划痕卸载后,划痕轮廓宽度除端点处的平均值。在划痕实验过程中,材料会发生断裂、塑性变形而在划痕边缘产生不规则的边缘轮廓,造成划痕宽度在一定区域内波动,这就需要找到一段合适的区域来计算划痕平均宽度。本文现根据实验来确定划痕区域的选取,对3种不同恒定载荷下的划痕图像按照本文方法与专家人工分割,通过对比不同区域下自动与人工分割的准确度来寻找最佳划痕宽度计算区域。在恒定载荷条件下,划痕中心处是划痕宽度最稳定的区域,实验以划痕中心为原点,取10%~100%不同比例下左右对称的划痕区域来计算分割准确度。若在某点处,随着划痕区域长度的增加,分割准确度有明显下降,说明划痕的轮廓在其宽度方向上开始产生波动,则应该以该点以内所表示的划痕区域来计算划痕平均宽度。

为了量化分割准确度,这里使用Dice系数来计算分割精度,其定义如下:

$$Dice = 2 \cdot \frac{|A_r \cap A_g|}{|A_r| + |A_g|} \quad (20)$$

式中: A_r 表示自动分割面积; A_g 表示人工分割面积;Dice系数的值越接近1则分割精度越高。实验结果如图8所示,可以看到小载荷与较大载荷的划痕在65%之后分割精度明显开始下降,而正常载荷的划痕分割精度在80%后开始下降。综合考虑下,可以选择划痕中心处60%的划痕长度来计算划痕平均宽度。

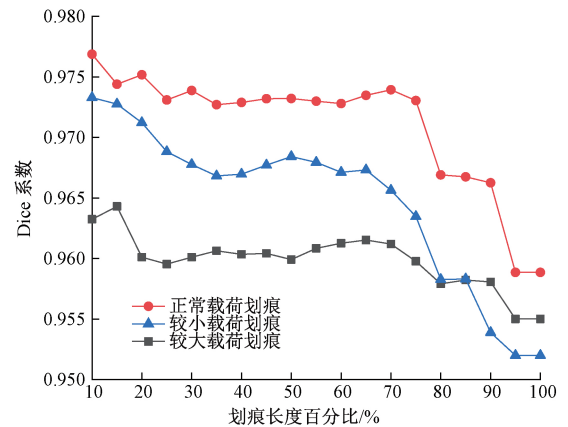


图8 不同划痕长度下的Dice系数

Fig.8 Dice coefficient under different length

对于水平集方法,演化参数直接决定了最终分割效果以及测量精度,其中时间步长 Δt 控制单次演化步长与演化精细度, Δt 过小则难以达到最佳分割轮廓,过大则会导致分割轮廓穿越目标边界。迭代次数控制水平集能否到达最佳分割轮廓。 Δt 与迭代次数互相配合才能达到最佳分割效果,为此本文通过实验来讨论 Δt 与迭代次数的选取,并将多次人工测量值的平均作为测量标准值,计算自动分割与标准值的相对误差来选取最佳演化参数。对恒定载荷与渐进载荷的划痕图像进行不同 Δt 与不同迭代次数的分割与测量实验,结果如图9所示,其中5条曲线分别表示 Δt 为0.05、0.1、0.2、0.3、0.4时测量值相对误差与迭代次数的关系。图9(a)所示为恒定载荷下不同 Δt 的划痕平均宽度测量相对误差,当 Δt 分别为0.1、0.2、0.3、0.4时,误差在迭代次数分别为100、60、50、50次时达到最小,当 Δt 为0.05时误差随着迭代次数的增加而减小,但收敛速度缓慢难以达到最佳分割的迭代次数。图9(b)所示为渐进载荷下不同 Δt 的划痕面积测量相对误差,当 Δt 分别为0.1、0.2、0.3、0.4时,误差在迭代次数分别为80、40、30、30次时达到最小,当 Δt 为0.05时测量误差依然难以迅速的收敛到最佳迭代次数。

3.5 划痕形貌尺寸测量

依据式(1)、(2)可以从划痕的宽度分布中求出划痕平均宽度与划痕面积。对于恒定载荷,选取不同正压力

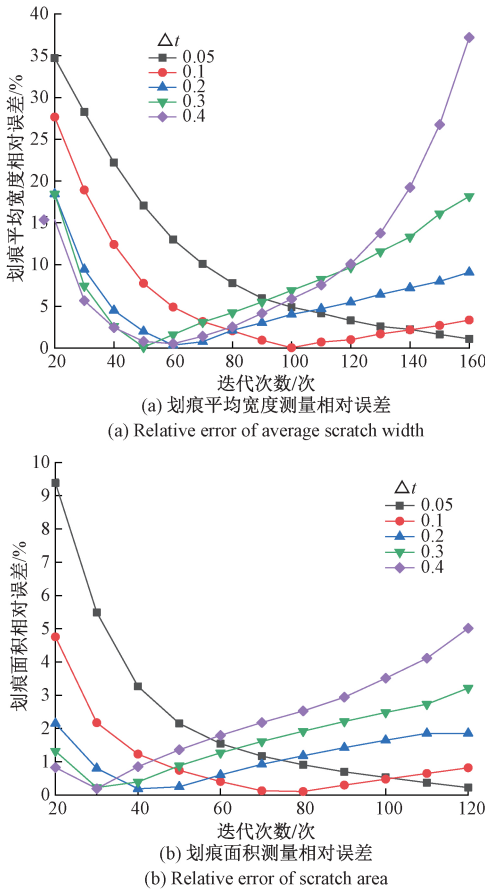


图 9 不同 Δt 与迭代次数下测量值的相对误差
Fig.9 Relative error of measurements under different iterations and Δt

下的划痕图像进行测量,根据之前参数讨论结果,选取 $\Delta t=0.1$,迭代次数为 100 次。测量结果如图 10 所示,可以看到使用本文方法所得的测量值即使在噪声下依然比传统 DRLSE 方法、CV 模型、活动轮廓法更接近于人工分割,具有良好的测量效果。

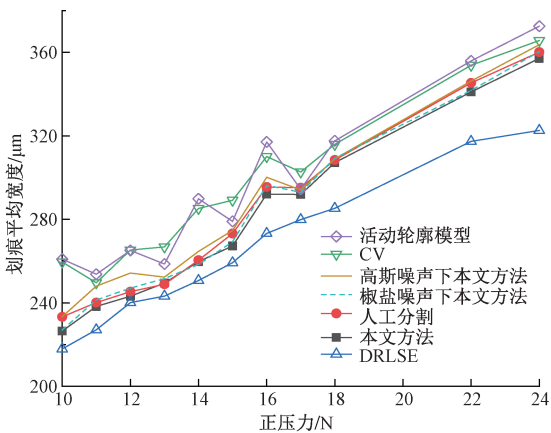


图 10 恒定载荷下不同方法的划痕平均宽度
Fig.10 Average scratch width of different methods under constant load

对于渐进载荷,选取不同材料的划痕图像进行测量,包括紫铜(Cu)、聚碳酸酯(PC)、硅铝合金(Al-Si)、聚甲基丙烯酸甲酯(PMMA)、镁合金(AZ61)、非晶合金($Zr_{55}Al_{10}Ni_5Cu_{30}$),设置 $\Delta t=0.1$,迭代次数为 80 次。其中部分分割结果如图 11 所示,对于具有清晰边缘的硅铝合金与铜,图像本身没有较大的噪声与纹理,能达到良好的分割效果,但是注意图 11(b)中,划痕的尾部没有能够分割到位,这是因为水平集由内向外演化时,划痕尾部的亮线与初始水平集相交,导致其附近的轮廓分割失败。对于聚甲基丙烯酸甲酯来说,由于其不仅具有明显的斜向纹理,而且边缘较为模糊,所以分割效果明显下降,但分割轮廓也算靠近目标边缘。对于内部具有纹理以及轮廓不规则的非晶合金,本方法也能够分割出带有细小裂纹的边缘轮廓。

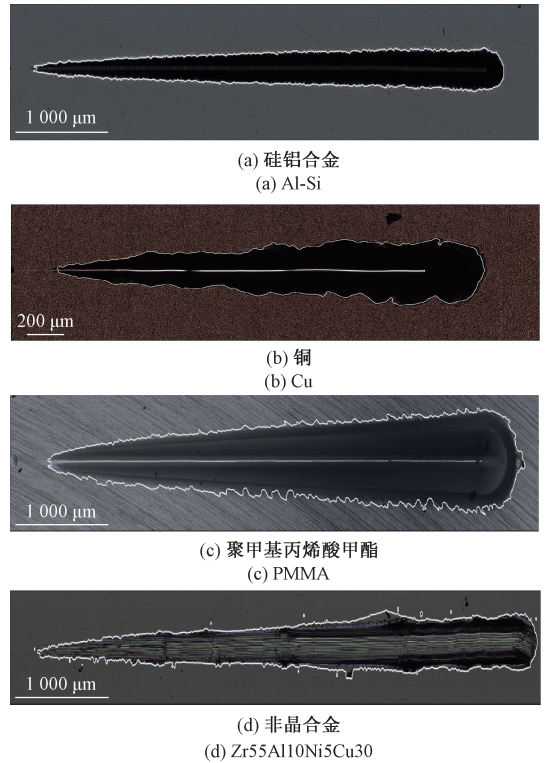


图 11 渐进载荷下部分材料的分割结果
Fig.11 Segmentation results of some materials under progressive load

面积测量结果如图 12 所示,对于铜、聚碳酸酯,所有方法都能取得很好的测量效果,但对于稍微带有纹理的硅铝合金,传统 DRLSE 模型与活动轮廓模型的测量值明显开始产生偏差,对于边缘模糊或者带纹理的聚甲基丙烯酸甲酯与非晶合金,测量值偏差加大,而本文方法与 CV 模型依然能够得到相对精确的测量值。并且在所有材料的划痕图像面积测量值中,本文方法依然具有良好的抗噪性。

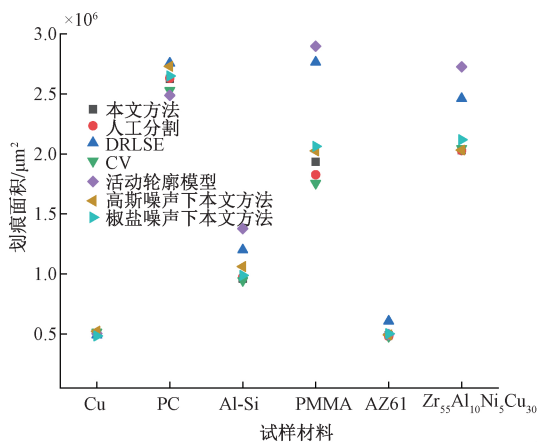


图 12 渐进载荷下不同方法的划痕面积

Fig.12 Scratch area of different methods under progressive load

4 结 论

本文设计了一种基于图像处理的划痕尺寸测量系统,利用改进的水平集方法对划痕图像进行轮廓分割,根据分割的轮廓实现了划痕面积与划痕平均宽度的自动测量。根据本文方法对恒定载荷与渐进载荷下的划痕图像进行了分割与尺寸测量,分割结果表明,对于恒定载荷的划痕图像,本文方法由于使用各项异性扩散的边缘指示函数,相比其他同类方法能够更好地定位到目标边缘。对于渐进载荷的划痕图像,由于弹性回复的减少,本文方法与传统 DRLSE 模型、CV 模型、活动轮廓法都能够很好的完成分割,但本文方法所得划痕轮廓更为光滑。通过鲁棒性实验证明,本文方法对高斯噪声与椒盐噪声具有良好的抗噪能力,对灰度不均匀且整体过暗的图像分割效果稍差。尺寸测量结果表明,对于恒定载荷图像,由于分割结果的原因,本文方法在划痕平均宽度测量上要优于其他方法,与人工分割方法一致。对于渐进载荷图像,本文方法对边缘模糊或不规则的图像具有更好的准确度,并且在噪声影响下测量精度也无明显变化。本文还通过实验选取了最佳演化参数,使得水平集能够稳定的收敛到目标边缘。

本文所提出的方法能够虽然做到了一定程度下常规载荷的划痕形貌尺寸自动测量,但是仍然有两点需要深入研究。1)本文方法的初始水平集依然需要人工设置,初始水平集的位置对于分割精度有很大影响,针对这点未来会考虑利用深度学习来自动设置初始水平集,实现完全的自动测量。2)对于微小载荷下划痕

极浅的划痕测试图像,其几乎不具有传统意义上的划痕边缘,很容易出现分割失效,对此未来会考虑使用基于区域与相位的水平集方法来重点解决微小载荷的划痕测试图像。

参考文献

- [1] ALASQALANI A T A, POSSELT M, BERGSTRÖM J. Nanoindentation and nanoscratching of a ferrite/austenite iron bi-crystal: An atomistic study [J]. Tribology International, 2018, 127:231-239.
- [2] ZHAO Y B, LIU H P, LI C Y, et al. Corrosion resistance and adhesion strength of a spin-assisted layer-by-layer assembled coating on AZ31 magnesium alloy[J]. Applied Surface Science, 2017, 434:787-795.
- [3] 刘明,李烁,高诚辉. 利用圆锥压头微米划痕测试材料断裂韧性 [J]. 摩擦学学报,2019, 39(5):556-564. LIU M, LI SH, GAO CH H. Fracture toughness measurement by micro-scratch tests with conical indenter [J]. Tribology,2019, 39(5):556-564.
- [4] STUART B W, GIMENO-FABRA M, SEGAL J, et al. Mechanical, structural and dissolution properties of heat treated thin-film phosphate based glasses [J]. Applied Surface Science, 2017, 416:605-617.
- [5] GARRIDO-MANEIRO M Á, SIRVENT P, ELVIRA D, et al. Response of cold sprayed Ti6Al4V coatings to solid particle erosion and micro-scratch wear processes [J]. Materials Science Forum, 2018, 941:1680-1685.
- [6] WEI G, BHUSHAN B. Nanotribological and nanomechanical characterization of human hair using a nanoscratch technique [J]. Ultramicroscopy, 2006, 106(8): 742-754.
- [7] ESPITIA L A, DONG H, LI X Y, et al. Scratch test of active screen low temperature plasma nitrated AISI 410 martensitic stainless steel [J]. Wear, 2017, 376-377: 30-36.
- [8] CHEN S Y, MA G Z, WANG H D, et al. Evaluation of adhesion strength between amorphous splat and substrate by micro scratch method [J]. Surface & Coatings Technology, 2018, 344:43-51.
- [9] AGIRRE J, GALDOS L, SAENZ DE ARGANDOÑA E, et al. Hardening prediction of diverse materials using the digital image correlation technique [J]. Mechanics of Materials, 2018, 124:71-79.
- [10] GROSS K A, LUNGEVICS J, ZAVICKIS J, et al. A comparison of quality control methods for scratch detection on polished metal surfaces [J]. Measurement,

- 2018, 117:397-402.
- [11] KIM B, CHO S. Automated vision-based detection of cracks on concrete surfaces using a deep learning technique[J]. *Sensors*, 2018, 18:3452-3470.
- [12] MAROS M B, FAZEKAS A, BARKÓCZY P, et al. Qualifying glass surfaces by scratch test with integrated image processing[J]. *Key Engineering Materials*, 2009, 409:267-274.
- [13] 林启敬, 吴昊, 张福政, 等. Cu/Ti 纳米薄膜表面形貌的分形表征研究[J]. *计量学报*, 2018, 39(5):593-597.
LIN Q J, WU H, ZHANG F ZH, et al. Research on fractal characterization of the surface morphology of Cu/Ti nano thin film [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2018, 39(5):593-597.
- [14] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [15] 张永德, 彭景春, 刘罡, 等. 基于水平集的前列腺磁共振图像分割方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(2): 416-424.
ZHANG Y D, PENG J CH, LIU G, et al. Research on the segmentation method of prostate magnetic resonance image based on level set[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(2): 416-424.
- [16] 高梁, 刘晓云, 陈武凡. 基于相位和 GGVF 的水平集乳腺超声图像分割[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(4): 870-877.
GAO L, LIU X Y, CHEN W F. Phase and GGVF-based level set segmentation of breast ultrasound images[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(4): 870-877.
- [17] BHIDASNA Z C, MEHTA S. A review on level set method for image segmentation[J]. *International Journal of Computer Applications*, 2013, 63(11): 20-22.
- [18] CHAN T F, SANDBERG B Y, VESE L A. Active contours without edges for vector-valued images [J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2000, 11(2): 130-141.
- [19] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition*, 2005, 430-436.
- [20] BELAID A, BOUKERROUI D, MAINGOURD Y, et al. Phase-based level set segmentation of ultrasound images[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2011, 15(1): 138-147.
- [21] LI C, 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.
- [22] NGO T A, LU Z, CARNEIRO G. Combining deep learning and level set for the automated segmentation of the left ventricle of the heart from cardiac cine magnetic resonance [J]. *Medical image analysis*, 2016, 35: 159-171.
- [23] LI C, DONG F, ZHU S, et al. New variational formulations for level set evolution without reinitialization with applications to image segmentation [J]. *Journal of Mathematical Imaging & Vision*, 2011, 41(3): 194-209.
- [24] LI C, XU C, GUI C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [25] CHENG L, LIU W, XING W. An improved edge-based level set method combining local regional fitting information for noisy image segmentation [J]. *Signal Processing*, 2017, 130(Complete): 12-21.
- [26] SCHNEIDER C, GÜRENCI J. *Mathematical problems in image processing: partial differential equations and the calculus of variations [M]*. Berlin: Springer-Verlag, 2002.
- [27] WANG B, GAO X, TAO D, et al. A nonlinear adaptive level set for image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(3): 418-428.
- [28] 季春红, 余锦华, 汪源源, 等. 基于相位检测算子的各向异性扩散方法[J]. *仪器仪表学报*, 2015, 36(Z1): 184-188
JI CH H, YU J H, WANG Y Y, et al. Phase detector-based anisotropic diffusion [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(Z1): 184-188
- [29] 刘晨, 池涛, 李丙春, 等. 一种新的活动轮廓模型图像分割方法[J]. *四川大学学报(工程科学版)*, 2017(5): 101-108.
LIU CH, CHI T, LI B CH, et al. A novel image segmentation method based on the active contour model [J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2017(5): 101-108.
- [30] 倪康, 吴一全, 韩斌. 基于改进 CV 模型的金相图像分割[J]. *工程科学学报*, 2017, 39(12): 1866-1873.

NI K, WU Y Q, HAN B. Segmentation of metallographic images based on improved CV model[J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(12):1866-1873.

- [31] 王义,王江云,宋晓,等.基于模糊转换的图像椒盐噪声检测和去除[J].电子测量与仪器学报,2017,31(4):537-542

WANG Y, WANG J Y, SONG X, et al. Image salt and pepper noise detection and removal based on fuzzy switching[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2017,31(4):537-542

- [32] 魏本征,赵志敏,华晋,等.基于改进形态学梯度和Zernike矩的亚像素边缘检测方法[J].仪器仪表学报,2010,31(4):838-844.

WEI B ZH, ZHAO ZH M, HUA J, et al. Sub-pixel edge detection method based on improved morphological gradient and Zernike moment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(4):838-844.

作者简介



刘明,2007年和2009年于哈尔滨工业大学分别获得学士学位和硕士学位,2012年于肯塔基大学(美国)获得博士学位,现为福州大学机械工程及自动化学院教授,主要研究方向为微纳米力学。

E-mail: mingliu@fzu.edu.cn

Liu Ming received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Harbin Institute of Technology in 2007 and 2009, respectively, and received his Ph. D. degree from University of Kentucky in 2012. He is currently a professor in the School of Mechanical Engineering and Automation at Fuzhou University. His main research interests include micro/nano mechanics.