

活动轮廓的演化控制及其在铁谱图像分割中的应用

宋佳声, 戴乐阳, 陈 丹[†], 王永坚

(集美大学 轮机工程学院, 福建 厦门 361021; 福建省船舶与海洋工程重点实验室, 福建 厦门 361021)

摘要: 为了提高活动轮廓(active contour, AC)对边缘特征局部极小值的搜索效率, 从而提高其对铁谱图像的分割速度, 提出了一种基于活动轮廓评价和演化行为控制的图像分割方法. 首先, 设计了一种基于矢量图的边缘指示函数(edge indicator, EI)的计算方法, 相应的计算结果为活动轮廓模型建立了一个边缘指向更加明确的边缘指示场(edge indicator field, EIF). 其次, 设计了曲线EI值的无迹卡尔曼滤波模型, 并基于此提出了活动轮廓边缘特征的跟踪和评价方法. 最后, 根据以上评价结果调整曲线模型的参数以控制其演化行为. 这种参数调节机制保证了曲线模型参数在不同的区域具有不同的参数设置. 试验结果表明, 该算法显著地提高了控制演化过程的灵活性以及活动轮廓的收敛速度, 并且它能够实现对各种形状磨粒的准确分割, 不仅避免了弱边界区域的泄漏现象, 而且能够有效滤除背景中的各种噪声干扰和非磨粒目标.

关键词: 活动轮廓; 水平集方法; 图像分割; 无迹卡尔曼滤波器

引用格式: 宋佳声, 戴乐阳, 陈丹, 等. 活动轮廓的演化控制及其在铁谱图像分割中的应用. 控制理论与应用, 2018, 35(6): 832 – 839

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A

Evolution control of active contour and its application to ferrographic image segmentation

SONG Jia-sheng, DAI Le-yang, CHEN Dan[†], WANG Yong-jian

(School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen Fujian 361021, China;

Fujian Provincial Key Laboratory of Naval Architecture and Ocean Engineering, Xiamen Fujian 361021, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of searching for the local minimum of edge features along an active contour (AC), and to speed up the segmentation of ferrographic images, a novel method is proposed based on the edge feature assessment and the evolution control of the AC. Firstly, the edge indicator (EI) function is calculated according to vector-valued images, and based on the calculation, the corresponding edge indicator field (EIF) is constructed for the active contour model (ACM) with more distinctive edge features. Secondly, an unscented Kalman filter of the AC's EI is designed, and the filter is used to track and assess the AC's edge features. Finally, based on the tracking and assessment process, the AC's model parameters are adjusted to control the evolution of the AC adaptively. The parameters adjustment ensures that the ACM has different parameter setting in different image regions. Experimental results demonstrate that the proposed method significantly increase the convergence rate and control flexibility of active contour evolution model. And the application to ferrographic images shows the algorithm can accurately segment wear particles of different shapes. It not only avoids the leakage in weak image edges but also effectively removals false foreground, interference and noise.

Key words: active contour; level set method; image segmentation; unscented Kalman filter

Citation: SONG Jiasheng, DAI Leyang, CHEN Dan, et al. Evolution control of active contour and its application to ferrographic image segmentation. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(6): 832 – 839

1 引言(Introduction)

早在1988年, Kass等^[1]就提出用一种动态曲线去逼近搜索图像中的边缘, 这种动态曲线就是最初的主活动活动轮廓模型(active contour model, ACM). 从演化

行为分析, 因模型搜索域偏窄而严重依赖于初始位置的选择. Xu等^[2]提出了一种梯度矢量流场, 在该场中曲线能得到足够的图像力使得曲线逼近目标边缘, 从而克服了对曲线初始位置的依赖. 在这一类ACM中,

收稿日期: 2017-05-26; 录用日期: 2018-02-07.

[†]通信作者. E-mail: chendan@jmu.edu.cn; Tel.: +86 592-6181705.

本文责任编辑: 胡德文.

福建省自然科学基金项目(2016J01311, 2016J01251)资助.

Supported by the National Natural Science Foundation of Fujian Province (2016J01311, 2016J01251).

曲线表示为 $C(s, t) = (x(s, t), y(s, t))$, 这是一种局限于二维空间的参数模型^[1]. 它无法解决目标对象的拓扑变化(动态曲线的分裂和合并). Osher 和 Sethian^[3]提出了水平集方法(level set method, LSM), 其基本的思想是, 利用3维的水平集函数的零水平集表示2维空间中的动态曲线, 从而将2维空间中动态曲线的运动转换成为3维空间中水平集函数的演化. LSM对基于ACM的图像处理产生了重大的影响^[4-5]. 最有代表性的是Caselles等^[4]所提出了一种不含自由参数的主动活动轮廓模型(被称为几何式ACM). 基于LSM的几何式ACM消除了对自由参数的依赖, 具有高度的灵活性、能够适应各种拓扑变化以及能够保证黏滞偏微分方程解的存在性^[6]. 演化过程中为了保证曲线稳定收敛, 水平集函数必须保持近似为符号距离函数(signed distance function, SDF)^[6-7]. 因此, 需要定期对水平集函数重新初始化以保证SDF属性. 然而, 重新初始化会增加额外计算量, 初始化的时间和方法都会影响结果^[8]. Li等提出了距离规则化的水平集演化(distance regularization level set evolution, DRLSE)算法^[9-10], 在曲线能量泛函中引入了一个距离惩罚项, 使得水平集函数的维护工作内化到了曲线的演化模型中, 从而保证了在零水平集附近LSF为SDF.

DRLSE算法存在2个主要问题. 其一, 初始曲线的选择会对分割时间和精度产生直接影响. 为此沈凌云等^[11]采用高斯金字塔处理得到多尺度特征融合的全局显著图, 以其最大值作为初始轮廓的中心. Zabir等^[12]利用区域生长法在目标内部获得一个比较接近目标边缘的初始轮廓. 其二, 由于曲线演化过程中模型参数固定, DRLSE算法执行效率与分割结果成为一对矛盾: 模型参数太大会在弱边界区域产生泄漏现象^[13-14]; 参数太小会使得演化速度过于缓慢^[15]. 范虹等^[13]提出在边缘指示(edge indicator, EI)图像中增加二维固有模态函数(binary intrinsic mode function, BIMF)分量以恢复因为平滑而被模糊了的目标轮廓, 缓解了边界泄漏问题. Anchalo Bensiger等^[16]采用Perona-Malik等式对分割图像进行预处理, 基本思想是利用局部特征抑制对边缘区域的平滑.

自DRLSE算法提出开始, 其改进算法有很多, 但都没有涉及到对活动轮廓演化行为控制的探讨. 本文以此为出发点, 从两个方面解决DRLSE算法效率与分割准确度的矛盾. 首先, 设计了一种基于3通道颜色值的EI计算方法, 其计算结果能够建立一个边缘指向更加明确的边缘指示场(edge indicator field, EIF); 其次, 基于EI值的无迹卡尔曼滤波(unscented kalman filter, UKF)模型提出了零水平集边缘特征的跟踪和评价方法, 并基于此设计了在演化过程中自适应地调整模型参数的方法. 在以上工作的基础上, 设计了完整的图像分割算法, 并进行了4组实验, 将其结果与标准的

DRLSE算法进行比对分析.

2 EIF与活动轮廓模型(EIF and ACM)

2.1 EIF的定义(Defination of EIF)

在各种ACM中, 引起曲线演进的力量项有很多种, 但其增减都是基于曲线所在区域的边缘特征来确定的, 因此图像边缘特征的提取显得十分重要. 如果考察每一点的梯度特征并通过自定义的边缘指示函数将其转化为某种标量值, 这样就得到了一个由该边缘指示函数定义在图像空间的标量场, 称之为边缘指示场(edge indicating filed, EIF). 比如, 在Li等提出的算法^[9-10]中首先计算单通道或灰度图像(设为 $I(x, y) : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$)的梯度模值, 如式(1)所示; 然后代入如式(2)所示的单调递减的边缘指示函数(常数 $p = 1, K = 1$), 得到了该函数定义在图像空间中的EIF.

$$|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}, \quad (1)$$

$$g(|\nabla I|) = [1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^p]^{-1}. \quad (2)$$

不同于前面采用灰度图像的方法, 这里将针对矢量图像设计一种新的方法计算其EIF. 首先, 计算矢量图像计算图像的梯度特征, 如式(3)所示, 其中 λ_+ 和 λ_- 是两个特征值, 分别反映的是图像梯度变化率的最大值和最小值^[15].

$$|\nabla I| = \sqrt{\lambda_+ - \lambda_-}. \quad (3)$$

然后, 利用Otsu方法自适应地选取图像的梯度 $|\nabla I|$ 分布阈值 μ_{otsu} , 并将 $|\nabla I|$ 和 μ_{otsu} 代入式(4)所示边缘指示函数, 其中 σ 是反映函数带宽参数.

$$g(|\nabla I|) = \exp\left[-\left(\frac{|\nabla I| - \mu_{otsu}}{\sigma}\right)^2\right]. \quad (4)$$

根据式(1)–(2)和式(3)–(4)分别计算EIF, 得到图1中的图(b)和(c). 显然, 图1中图(c)所得到的结果有着更加清晰的边界, 并且在前景区域处理的更加直接和均匀, 这将使得曲线在前景区域演化时能够得到较快的收敛速度和更准确的收敛结果, 这一点在后文实验会得到进一步验证. 因此, 这里提出的EIF的新算法更加满足和适应对边缘特征提取的要求.

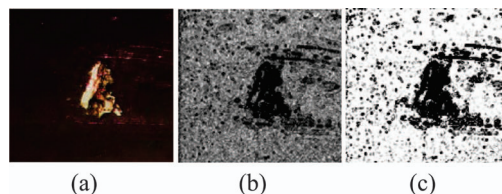


图1 两种不同的EIF算法结果比较

Fig. 1 Comparing of two different EIF algorithms

2.2 ACM的演化模型(Evolution model of ACM)

Caselles等^[3]提出将曲线的能量泛函定义为弧长上的环路积分, 因而产生了一种不含自由参数几何式

ACM, 被称为测地线活动轮廓(geodesic active contour, GAC)模型. 在采用变分水平集方法计算GAC的数值解时, 为维护水平集函数的SDF属性, Li等^[11]在其提出的水平集泛函模型(DRLSE模型)中引入了一个惩罚项, 避免了额外的定期初始化工作, 形成了一种同时包含了水平集演化以及水平集SDF属性维护的内在机制, 其泛函为

$$E(u) = \mu \iint p(|u|) dx dy + \lambda \iint \delta(u) g |\nabla u| dx dy + \alpha \iint g H(-u) dx dy, \quad (5)$$

其中: $H(x)$ 为Heaviside函数, $\delta(x)$ 为Dirac delta函数, $p(x)$ 为双阱势能函数, μ, λ, α 是模型的3个可调的控制参数. 其梯度下降流为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u) + [\alpha g + \lambda \operatorname{div}(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|})] \delta(u). \quad (6)$$

根据散度的定义对演化模型(式(5))进行调整并增加控制参数, 则有

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u) + [\alpha g + \beta \operatorname{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) g + \gamma (\nabla g \cdot \frac{\nabla u}{|\nabla u|})] \delta(u). \quad (7)$$

根据前述边缘特征提取方法得到的指示函数图像 g 大致可分为2个差异明显的区域: 1) 特征平缓变化的区域($g \approx 1, \nabla g \approx 0$), 此时曲线朝着曲率减小和面积减小(当 $\alpha > 0$ 时)的方向演化, 通过相应的参数调整可以改变其演化速度; 2) 特征变化剧烈的区域($g \approx 0, \nabla g$ 较大), 此时曲线在边缘外侧时产生内缩的力量, 而在边缘内侧时又会产生外扩的力量, 通过调整参数 γ 可以强化或削弱该力量. 因此, 调整后的演化模型(式(7))有着清晰的物理意义和较好的参数控制特点.

3 活动轮廓演化行为的控制(Evolution control of ACM)

3.1 曲线的边缘特征评价 (Edge feature assessment of curves)

LSM采用的零水平集表示曲线, 因此图像分割中的所谓分割曲线局部特性就是零水平集在EIF场中的特性, 也就是零水平集中各点在EIF场中的取值. 而文中活动轮廓的演化行为控制都将基于这里的曲线局部特性, 因此针对曲线边缘特征的评价就显得十分重要. 这里, 定义任意 t 时刻零水平集为

$$C = \{(x, y) | u(x, y, t) = 0\},$$

它在EIF场中的取值为

$$\pi(t) = \frac{1}{N} \sum_{(x, y) \in C} f_{\text{EIF}}(x, y), \quad (8)$$

称 $\pi(t)$ 为ACM曲线在 t 时刻的EI值, 其中 N 表示集合 C 中元素的个数.

假设目标大致位于图幅中间, 如果将初始曲线放置于图幅边缘, 随着曲线演化最终会收敛到图中的目标边缘, 在这一过程中 $\pi(t)$ 函数值将由最初的接近于1逐渐变为接近于零, 其变化规律取决于曲线在EIF场的局部特性. 观察EIF场可知, 除了正常的目标边缘外, 还存在着大量的非目标的小颗粒, 即小噪声区等非目标区域, 曲线经过这些区域时, $\pi(t)$ 函数值将发生畸变(突然减小), 在离开这些区域时, $\pi(t)$ 函数值又会突然变大. 而EI值($\pi(t)$ 函数值)如此非正常的畸变会严重影响曲线的演化控制. 为稳定 $\pi(t)$ 函数值的变化规律, 采用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)的方法滤除 $\pi(t)$ 函数值的畸变点, 从而得到一个相对平稳的变化曲线.

设定UKF跟踪系统的状态向量为 $\mathbf{x} = (\pi \quad \dot{\pi})^T$, 将 $\pi(t)$ 函数值的变化近似为常速度模型, 将 $\pi(t)$ 的加速度近似为一个白高斯随机过程, 则其线性状态空间转换模型定义为式(9), 其中 $\mathbf{q}(t)$ 是为了模拟EI值变化的非线性特征而增加的白噪声过程. 它是一个矩阵微分方程, 将其离散化后可得到的相应的状态模型:

$$\frac{d\mathbf{x}}{dt} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \mathbf{q}(t). \quad (9)$$

将 t 时刻 $\pi(t)$ 函数值的观测方程定义为式(10), 其中: v 为观测噪声, 且 $E(vv^T) = R$. 任意 t 时刻零水平集在EIF中的取值即为当前时刻的观测值 $z(t)$.

$$z(t) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} \pi(t) \\ \dot{\pi}(t) \end{bmatrix} + v_t. \quad (10)$$

通过以上两个等式定义了零水平集EI特征变化的平滑滤波模型, 将该运动模型代入UKF的“预测-更新”框架即可基本滤除畸变点得到变化相对平稳的 $\pi(t)$ 函数值的估计值 $\hat{\pi}(t)$.

3.2 活动轮廓的演化行为控制(Evolution control of ACM)

在活动轮廓模型中, 不同的参数控制的是不同的力量项, 演化行为控制的目的是在不同的区域需要根据局部特性适当地加强或者减弱这种力量, 以驱动曲线快速准确地移动到目标位置. 根据前述的改进模型(式(7))可知, 在曲线演化模型的数值化迭代过程中需要确定的参数共有5个. 其中, 时间按步长 Δt 与系数 μ 由于受到CFL稳定性条件^[17]的限制, 即两者必须满足以下条件: $\mu \leq \frac{0.25}{\Delta t}$, 实验中取 $\mu = \frac{0.21}{\Delta t}$. 因此, 在

曲线演化过程中只需要调节如下4个参数: Δt , α , β 和 γ . 根据曲线边缘特征评价的结果, 即 $\hat{\pi}(t)$ 的变化, 调整上述各参数, 具体方案如下:

A) 当 $t = 0$ 时(初始曲线放置于图幅边缘, 此时假设 $\hat{\pi} = 1$)或者当 $\hat{\pi}(t)$ 连续多次减小时, 模型参数按式(11)调整. 其中 Δt_0 , α_0 , β_0 , γ_0 分别是参数的初始值, 此时 $\hat{\pi}$ 设为1; Δt_∞ , α_∞ , β_∞ , γ_∞ 分别是演化结束时的参数终了值, 此时 $\hat{\pi}$ 接近于0. 在设定这些值时, 保证前3个参数(Δt_t , α_t , β_t)是 $\hat{\pi}$ 的单调增函数, γ_t 随 $\hat{\pi}$ 单调减, 这意味着曲线越是接近目标, Δt_t , α_t , β_t 越小(α_t 趋于0), 而 γ_t 越大.

$$\begin{bmatrix} \Delta t_t \\ \alpha_t \\ \beta_t \\ \gamma_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta t_0 & \frac{1}{0.632}(\Delta t_\infty - \Delta t_0) \\ \alpha_0 & \frac{1}{0.632}(\alpha_\infty - \alpha_0) \\ \beta_0 & \frac{1}{0.632}(\beta_\infty - \beta_0) \\ \gamma_0 & \frac{1}{0.632}(\gamma_\infty - \gamma_0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 - e^{-\hat{\pi}(t)} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

B) 每次演化结束后, 检查所有零水平集所围成的区域, 如果存在所围区域小于阈值的零水平集, 则剔除之. 这样的操作会造成的 $\hat{\pi}$ 突然增加, 相应地应加快演化进程. 因此, 设计了如式(12)的参数调整方案, 其中 a , b , c 大于1, d 小于1.

$$\begin{bmatrix} \Delta t_{t+1} & \alpha_{t+1} & \beta_{t+1} & \gamma_{t+1} \end{bmatrix}^T = \text{diag}\{a, b, c, d\} \begin{bmatrix} \Delta t_t & \alpha_t & \beta_t & \gamma_t \end{bmatrix}^T. \quad (12)$$

综上所述, 将自适应调节的水平集演化(adaptive tuning level set evolution, ATLSE)可表示为图2所示流程.

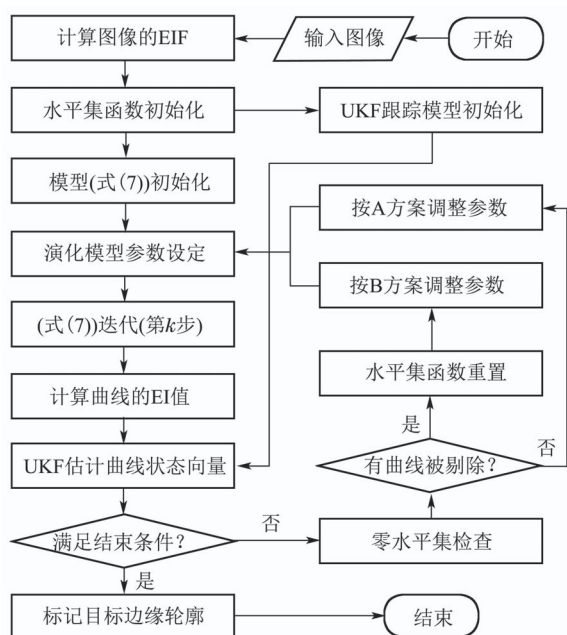


图2 自适应调节的水平集演化(ATLSE)算法

Fig. 2 Algorithm of adaptive tuning level set evolution

它是一个能够自适应调节模型参数的水平集演化算法, 称之为自适应调节的水平集演化ATLSE算法. 算法包含了2个主要的循环. 其一是: 模型迭代→曲线评价→零水平集检查→模型参数调整. 其中, 2种不同的参数调整方案的选择取决于在零水平集检查过程中是否有不符合面积要求(零水平集所围区域小于面积阈值)的曲线被剔除. 这主要是考虑到在实际的图像分割中目标都有一个大致粒径范围, 所以主循环中设置了零水平集(曲线)检查以剔除面积过小的曲线, 并且当发生剔除行为后需要重新按现有曲线重置水平集函数. 第2个循环包含在了UKF估计模块中, 即根据“状态向量的UKF预测→根据实际零水平集的EI值更新状态向量”得曲线状态向量的估计值 $[\hat{\pi}(k) \ \hat{\pi}(k)]^T$. $\hat{\pi}(k)$ 是对当前曲线边缘特性的评价, 而 $\hat{\pi}(k)$ 反映的是曲线边缘特性变化趋势.

当曲线收敛到目标边缘时, 其EI均值趋于零, 且连续几次的迭代其值的变化也趋于零. 与此同时, 为保证曲线的一致性, 曲线上所有点EI值的均方差

$$\sigma(t) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in C} (f_{EIF}(x,y) - \pi(t))^2}$$

也必须足够小. 以上3个限定阈值就构成了曲线结束演化的条件.

4 铁谱图像分割中的应用 (Application in ferrographical image segmentation)

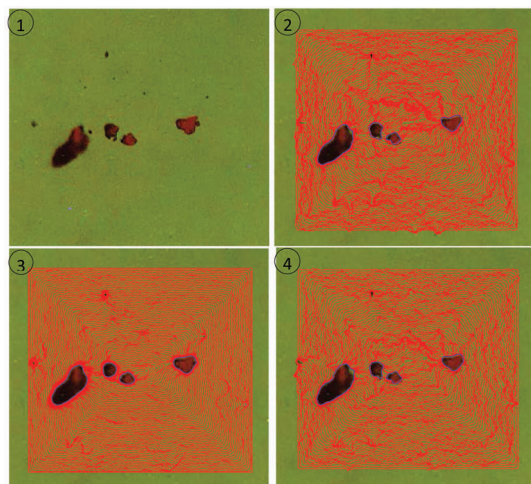
ATLSE所采用的基础模型(式(7))是对DRLSE模型^[10]的改进, 并在曲线评价的基础上实现了模型参数自动调节. 为了说明这种改进和设计的有效性, 以下应用中在初始水平集函数相同的前提下, 把两者运行的结果进行比对, 从分割效果和演化模型的迭代次数 n 两个角度展开分析和论述. 在实验中, 两种算法的初始条件一致: 1) 初始LSF相同; 2) 模型参数的初始值相同, 即两模型中 Δt , α 相同、式(6)中的 λ 与式(7)中的 γ 相同.

4.1 正常磨损磨粒的分割 (Segmentation of normal wear particles)

正常磨粒铁谱图像的分割曲线的演化比较如图3所示. 比较2种模型的演化结果可知, DRLSE算法的结果有更好的圆度, 这是曲线在棱角边缘产生过冲, 而这种“过冲”现象势必影响了分割精度. 与此相反, 无论是采用EKF还是UKF, ATLSE的分割结果更加切合目标边缘, 并且所需的演化模型迭代次数更少, 这得益于演化模型参数的自动调节过程.

图4-5是ATLSE分别采用不同滤波框架时零水平集边缘特征评价指数随着迭代次数 n 增加时的变化过程, 其中蓝色点是对观测值滤波估计后的值. 两者都能滤除畸变点保证了蓝色曲线的整体平滑性, 其意义

在于,为后续基于此的参数调节和收敛判定提供了稳定依据.两相比较,EKF中状态变量的估计值更加平缓,但花费了更多的迭代次数;而UKF的估计值起伏稍大,却获得了更少的次数,更高的收敛效率.



① 正常磨粒的图像^[18] 240×253 ; ② ATLSE(采用EKF), $n = 434$;
③ DRLSE算法, $n = 460$; ④ ATLSE(采用UKF), $n = 354$.

图3 正常磨粒铁谱图像的分割曲线的演化比较

Fig. 3 Evolution comparing of two kinds of curves for the segmentation of normal particles

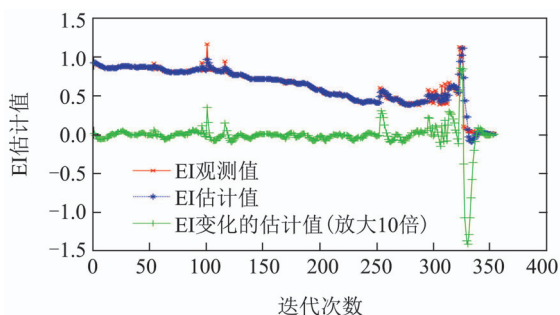


图4 UKF 状态变量的观测与估计

Fig. 4 Observation and estimation of state variables in UKF

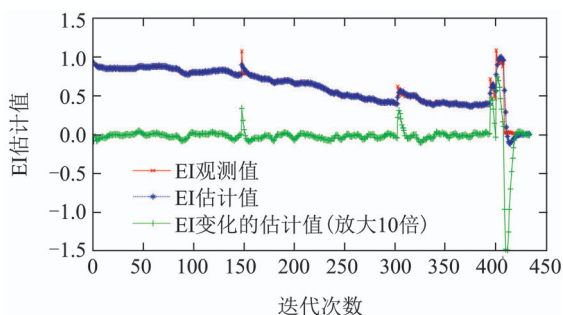


图5 EKF状态变量的观测与估计

Fig. 5 Observation and estimation of state variables in EKF

图6-7是随着迭代次数 n 增加时依据UKF和EKF估计结果对模型参数的调节过程.采用UKF框架时,在第125次迭代之前,参数在第70次迭代时发生突

变(因小磨粒曲线剔除引起参数调整方案变更),除此之外参数数值总体稳定.在第125次迭代后曲线接近目标边缘,此时参数调整比较明显, $\Delta t, \alpha, \beta$ 逐渐减小,而 γ 逐渐增大.通过这种调节使得曲线中演化的各种力量的比重得到了重新分配,达到了精细化演化的目的,最终能够准确有效地分割出目标.采用EKF框架时,参数调节过程基本一致,所不同的是,它需要花费更多的迭代次数,这与EKF的状态估计过程基本对应.因此,实验说明在对EI值这种非线性系统估计和跟踪问题,采用UKF使得算法更加高效的跟踪和收敛.

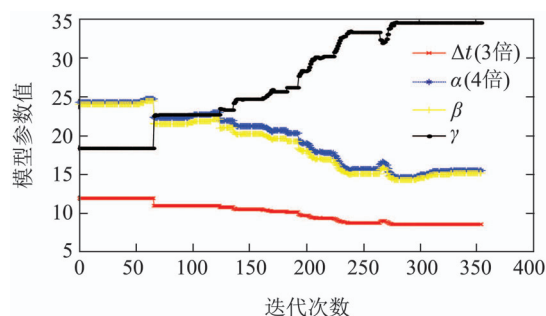


图6 采用UKF滤波框架的ATLSE参数调节过程

Fig. 6 Parameters adjustment of ATLSE with UKF

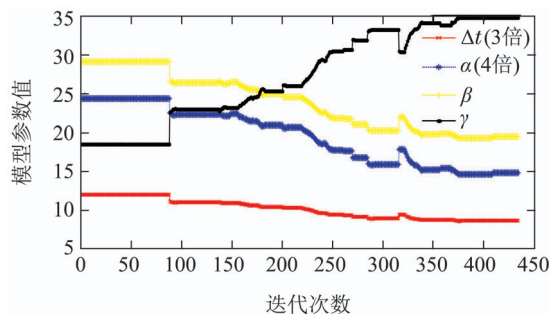


图7 采用EKF滤波框架的ATLSE参数调节过程

Fig. 7 Parameters adjustment of ATLSE with EKF

4.2 非正常磨损磨粒的分割 (Segmentation of abnormal wear particles)

铁谱图像分割得目的是为了评价磨损状态,从这个角度来说,对非正常磨粒的有效分割就显得更加重要了.下面对几种常见的非正常磨粒进行分割比较试验.

如图8所示,演化曲线在C形磨粒的内部由疏到密逐渐贴合目标.在此过程中随着EI值逐渐减小相应的模型参数($\Delta t, \alpha, \beta$ 逐渐减小,而 γ 逐渐增大)逐步调整,慢慢浸入精细化的演化过程,因而呈现出演化曲线越接近目标就越密. DRLSE算法的演化过程,曲线疏密度均匀,这说明并没有因为接近目标而明显地降低演化步长,因而获得了较快演化速度.但是,在磨粒的下端的弱边界处出现了“过冲”,致使漏检了部分区域.

如图9所示,图像包含了尺寸最大的合金磨粒以及许多细小的正常磨粒,当将算法中的面积阈值选择

为40时,它不仅能够检测目标磨粒(合金磨粒),而且能够检测大量面积大于40的磨粒,最终的曲线(蓝色线)基本贴合了目标轮廓. DRLSE算法虽然也能检出合金磨粒,但它需要更多的迭代次数,并且在小磨粒分割中出现了大量的因“过冲”而造成的漏检.

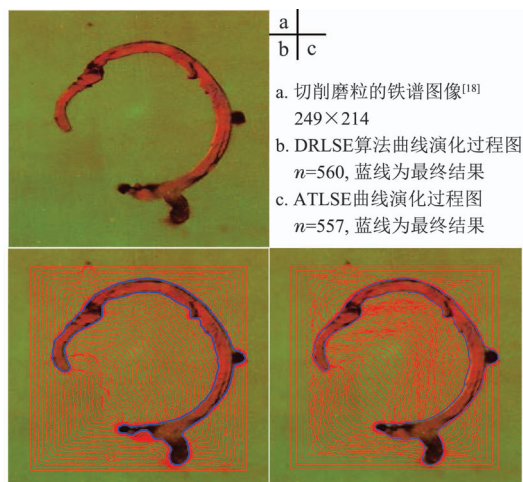


图8 切削磨粒铁谱图像的分割曲线的演化比较
Fig. 8 Evolution comparing of two kinds of curves for the segmentation of cutting wear particle

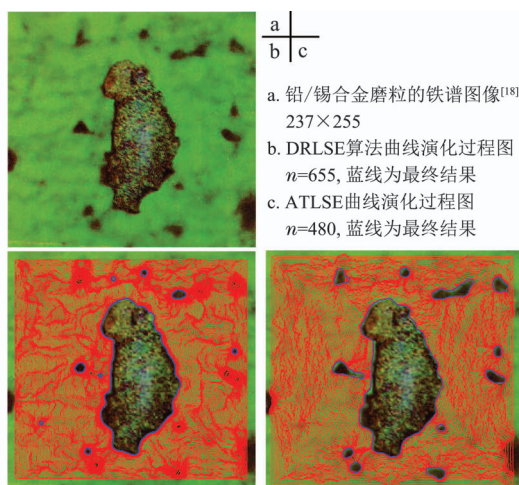


图9 合金磨粒铁谱图像的分割曲线的演化比较
Fig. 9 Evolution comparing of two kinds of curves for the segmentation of metal alloy particles

如图10所示,胶合磨粒的分割花费了最多的迭代次数. 这主要是因为图中存在大量呈水平走向的非磨粒目标,造成演化曲线未到达目标时EI值已经显著下降了,进而算法自动调低了模型参数 Δt , α , β ,这使得无论是滤除大量噪声点还是检测非磨粒目标都花费大量的迭代时间. 尽管如此,算法最终能贴合于磨粒目标的轮廓,达到了准确分割磨粒的目的(实验中选择了较大面积阈值,因而非磨粒目标被剔除). 相比之下, DRLSE算法需要更多的迭代次数才能收敛,并且最终的分割曲线也不能正确检出目标,而是出现了大面积的误检.

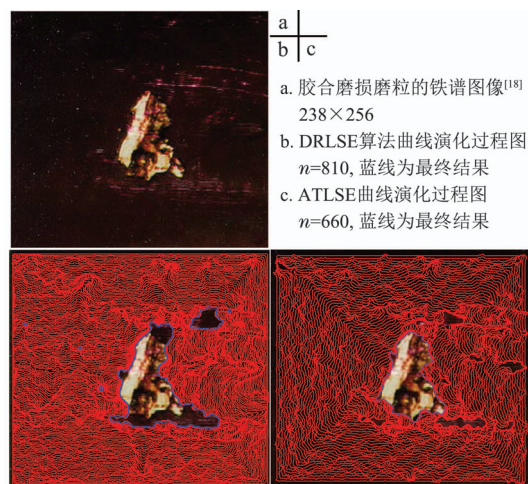


图10 胶合磨粒铁谱图像的分割曲线的演化比较
Fig. 10 Evolution comparing of two kinds of curves for the segmentation of adhesive wear particle

4.3 铁谱图像分割评价(Segmentation evaluation of ferrographical images)

通过AC算法获得了轮廓,它所围区域即为磨粒,据此完成磨粒分割. 这里的磨粒分割问题可以理解为对铁谱图像空间像素的二元分类问题,即前景(磨粒)/背景的分类问题. 将分割分类结果与真实的GT (ground truth, 手工标定)数据比对,可将图像区域分为以下4种: TP(true positive), FP(false positive), FN (false negative)和TN(true negative). 它们的具体定义与标定颜色定义见表1.

表1 铁谱图像分割(分类)及其颜色定义

Table 1 Definition of ferro-image segmentation and its coloring

分割结果	铁谱图像的真实情况(手工标定)	
	磨粒	背景
磨粒	TP(红色)	FP(绿色)
背景	FN(蓝色)	TN(黑色)

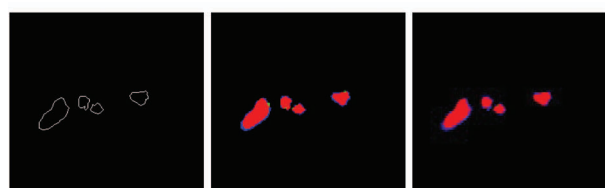
表2 铁谱图像分割评估指标

Table 2 Metrics of evaluation for ferro-image segmentation

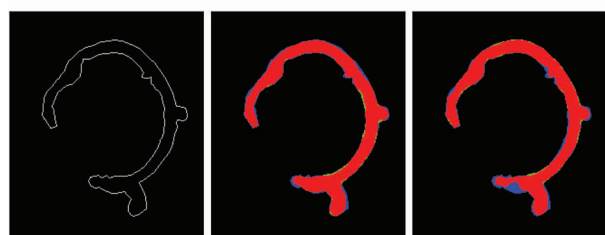
指标名称	计算方法
检测率(detection rate, DR)	$TP / (TP + FN)$
检测准确率(precision rate, PR)	$TP / (TP + FP)$
漏检率(false negative rate, FNR)	$FN / (TP + FN)$
误检率(false alarm rate, FAR)	$FP / (TP + FP)$
准确度(accuracy)	$TP / (TP + FP + FN)$

图11是对两种算法结果的标定,从中可以直观地看到ATLSE算法得到的前景大多标定位红色,即真实的磨粒. 而DRLSE算法的分割结果中出现了很多蓝色

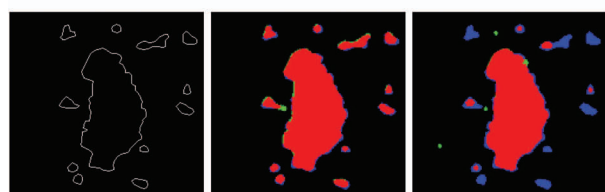
和绿色区域,按照表1的定义,分别对应着漏检和误检区域.为了进一步定量评价,表2定义了5个分割效果得评价指标^[19-20].



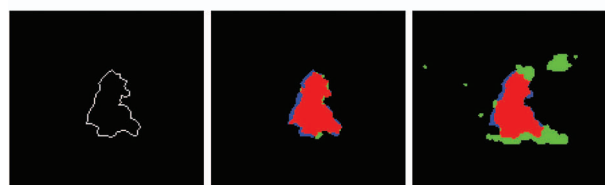
(a) 正常磨粒分割结果标定(GT, ATLSE, DRLSE)



(b) 切削磨粒分割结果标定(GT, ATLSE, DRLSE)



(c) 合金磨粒分割结果标定(GT, ATLSE, DRLSE)



(d) 胶合磨粒分割结果标定(GT, ATLSE, DRLSE)

图 11 非正常磨粒分割结果标定

Fig. 11 Labeling of segmentation results of abnormal wear particles

表3是两种算法分割评价指标的对比情况.两者对正常磨粒分割的准确性比较接近,ATLSE算法略高.对切削磨粒分割,ATLSE准确性比DRLSE高出近两个百分点,主要是因为后者在磨粒下端出现边界“过冲”而导致漏检.在合金磨粒分割中,因为DRLSE出现了大量的漏检而大大降低了其准确性.对胶合磨粒的分割,DRLSE又因出现了大面积的误检而降低了其准确性,两者差值超过了27%.

以上4组实验表明,ATLSE能够得到更加准确的分割结果,并且只需要更少次数的演化模型迭代.这说明,算法对原模型的改进,以及在此基础上的参数调节算法是可行的.

表 3 ATLSE与DRLSE的分割评价指标对比

Table 3 Comparing of metrics of segmentation evaluation for ATLSE and DRLSE

磨粒图	算法	DR	PR	FNR	FAR	Accuracy
正常	ATLSE	0.8288	0.9869	0.1712	0.0131	0.8198
	DRLSE	0.8098	0.9970	0.1902	0.0030	0.8078
切削	ATLSE	0.8943	0.9758	0.1057	0.0242	0.8749
	DRLSE	0.8748	0.9776	0.1252	0.0224	0.8576
合金	ATLSE	0.9301	0.9783	0.0699	0.0217	0.9113
	DRLSE	0.7865	0.9889	0.2135	0.0111	0.7797
胶合	ATLSE	0.8483	0.9624	0.1517	0.0376	0.8210
	DRLSE	0.8781	0.5949	0.1219	0.4051	0.5496

5 结论(Conclusions)

针对铁谱图像分割问题,提出了一种基于参数可调的活动轮廓模型的磨粒分割算法,基本实现了对磨粒的准确和高效的分割.本文的主要工作和贡献体现在以下几点:第一,提出用EIF表征图像的边缘特征,设计了基于多通道颜色的EIF计算方法;第二,基于传统水平集演化模型的行为分析,增加了演化模型的控制参数,进而改进了模型的控制特性;第三,基于EI值的UKF模型提出了零水平集边缘特征的评价方法,并基于此提出了在演化过程中自适应地调整模型参数的方法.基于以上工作,设计了一套完整的铁谱图像磨粒分割算法,并通过4组实验验证了算法的可行性.比较实验说明了提出的算法提高了分割的准确性:能够有效分割出弱边界避免了曲线演化中的边界泄露问题;避免了非磨粒区域的误检.与此同时,算法降低了演化模型迭代次数提高了算法执行效率.

参考文献(References):

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(1): 321 – 331.
- [2] XU C, PRINCE J L. Gradient vector flow: a new external force for snakes [C] // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Sanjuan: IEEE, 1997, 6: 66 – 71.
- [3] 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.
- [4] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61 – 79.
- [5] MALLADI R, SETHIAN J A, VEMURI B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2): 158 – 175.
- [6] ESTELLERS V, ZOZZO D, RONGJIE L, et al. Efficient algorithm for level set method preserving distance function [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(12): 4722 – 4734.
- [7] PENG D, MERRIMAN B, OSHER S. A PDE-based fast local level set method [J]. *Journal of Computational Physics*, 1999, 155(2): 410 – 438.

- [8] GOMES J, FAUGERAS O. Reconciling distance functions and level sets [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2000, 11(2): 209 – 223.
- [9] LI C, XU C, GUI C, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C] // *Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. *IEEE Computer Society Conference on CVPR 2005*. San Diego: IEEE, 2005, 9: 430 – 436.
- [10] 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.
- [11] SHEN Lingyun, ZHU Ming. Improved method of distance regularized level set evolution [J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2015, 41(5): 674 – 679.
(沈凌云, 朱明. 改进的距离正则化水平集演化方法 [J]. 北京工业大学学报, 2015, 41(5): 674 – 679.)
- [12] ZABIR S, PAUL M A, RAYHAN T. et al. Automatic brain tumor detection and segmentation from multi-modal MRI images based on region growing and level set evolution [C] // *2015 IEEE International WIE Conference on Electrical and Computer Engineering*. Dhaka: IEEE, 2015: 503 – 506.
- [13] FAN Hong, WEI Wenjin, ZHU Yanchun. Distance regularized level set evolution in magnetic resonance image segmentation based on bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition [J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(16): 272 – 281.
(范虹, 韦文瑾, 朱艳春. 基于二维集合经验模式分解的距离正则化水平集磁共振图像分割 [J]. 物理学报, 2016, 65(16): 272 – 281.)
- [14] YU Haiping, HE Fazhi, PAN Yiteng, et al. A fast distance regularized level set method for segmentation based on multi-features [J]. *Acta Electronic Sinica*, 2017, 45(3): 534 – 539.
(于海平, 何发智, 潘一腾, 等. 一种基于多特征的距离正则化水平集快速分割方法 [J]. 电子学报, 2017, 45(3): 534 – 539.)
- [15] SONG Jiasheng, HU Guoqing, JIAO Liang. Improved evolution of geodesic active contour and its application to target tracking [J]. *Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition*, 2015, 42(1): 72 – 78.
(宋佳声, 胡国清, 焦亮. 改进的几何活动轮廓演化及其在目标跟踪中的应用 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2015, 42(1): 72 – 78.)
- [16] ANCHALO B S M, KUMAR S N, FRED A L, et al. A semi automatic geometric active contour model using distance regularized term for segmentation of abdominal organs on CT images [C] // *2016 IEEE International Conference on Engineering and Technology (ICETECH)*. Coimbatore: IEEE, 2016: 753 – 757.
- [17] COURANT R, FRIEDRICHS K, LEWY H. On the partial difference equations of mathematical physics [J]. *IBM Journal*, 1967, 11(2): 215 – 234.
- [18] ANDERSON D P. *Wear Particle Atlas* [M]. Revised edition. Beijing: China Machine Press, 1987.
- [19] AGUILERA J, WILDENAUER H, KAMPEL M, et al. Evaluation of motion segmentation quality for aircraft activity surveillance [C] // *Proceedings of the 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*. Beijing: IEEE, 2005, 10: 293 – 300.
- [20] THIRDE D, BORG M, VALENTIN V, et al. Visual surveillance for aircraft activity monitoring [C] // *Proceedings of the 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance*. Beijing: IEEE, 2005, 10: 255 – 262.

作者简介:

宋佳声 (1976–), 男, 博士, 讲师, 目前研究方向为图像处理与智能系统, E-mail: shengzsong@163.com;

戴乐阳 (1972–), 男, 博士, 教授, 目前研究方向为摩擦磨损机理分析与故障诊断, E-mail: daileyang@jmu.edu.cn;

陈丹 (1970–), 女, 博士, 副教授, 目前研究方向为铁谱分析技术、船舶机械故障监测与仿真, E-mail: chendan@jmu.edu.cn;

王永坚 (1974–), 男, 硕士, 副教授, 目前研究方向为轮机设备智能化故障诊断, E-mail: 910165083@qq.com.