

基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割

倪康¹, 吴一全^{1,2}, 庚嵩¹

¹南京航空航天大学电子信息工程学院, 江苏 南京 211106;

²北京科技大学新金属材料国家重点实验室, 北京 100083

摘要 为了解决传统 Chan-Vese(CV)模型难以快速、精确提取金相晶粒的问题,提出一种基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割方法。该方法利用倒数交叉熵阈值选取准则函数替代传统 CV 模型中能量函数的区域项,构造新的水平集模型。改进模型能够使分割前后图像的倒数交叉熵达到最小,更精确地分割噪声影响严重且局部灰度变化较大的金相图像;考虑到倒数交叉熵计算会增加算法复杂度,通过引入最大绝对中位差,自适应调整曲线内外能量权重加速曲线的演化,添加距离规范项以避免水平集函数的重新初始化,加速模型的收敛。实验结果表明,与多种模型相比,改进模型在分割结果和分割效率方面均具有明显优势。

关键词 成像系统; 金相图像分割; Chan-Vese 模型; 区域项; 倒数交叉熵; 最大绝对中位差

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0411009

Segmentation of Metallographic Image Based on Improved CV Model Integrated with Local Fitting Term

Ni Kang¹, Wu Yiquan^{1,2}, Geng Song¹

¹College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 211106, China;

²State Key Laboratory for Advanced Metals and Materials, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

Abstract In order to solve the problem that traditional Chan-Vese (CV) model is difficult to extract metallographic grains quickly and accurately, the metallographic image segmentation method based on improved CV model integrated with local fitting term is proposed. We use the reciprocal cross entropy threshold segmentation rule to replace the regional term of the energy function in the traditional CV model and construct a new level set model. The proposed model can minimize the reciprocal cross entropy between original and segmented image, and accurately segment the metallographic images with more noises and larger local gray scale. In addition, Taking that the reciprocal cross entropy will increase algorithm's computational complexity into account, the maximum absolute median difference is adopted to adjust energy weight inside and outside the curve to accelerate curve evolution. The distance regularized term is introduced to avoid initialing level set function, and accelerate the model convergence. Experimental results show that comparing with other traditional CV models, the proposed model has obvious advantages both in segmentation result and efficiency.

Key words imaging systems; segmentation of metallographic image; Chan-Vese model; local fitting term; reciprocal cross entropy; maximum absolute median difference

OCIS codes 110.0180; 100.3008; 100.2960

1 引言

金相分析^[1]通过观察金属的显微组织结构,测

定、分析其相关参数和特征,并以此寻找组织结构与宏观性能之间关系。传统的金相分析技术利用人工观察金相显微图像,依据经验判定金相晶粒等级,该

收稿日期: 2017-08-22; 收到修改稿日期: 2017-10-10

基金项目: 国家自然科学基金(61573183)、新金属材料国家重点实验室开放基金(2014-Z07)

作者简介: 倪康(1991—),男,博士研究生,主要从事金相图像分析、模式识别方面的研究。E-mail: 9500467@qq.com

导师简介: 吴一全(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事数字全息、图像处理、红外目标检测和遥感等方面的研究。E-mail: nuuaimage@163.com(通信联系人)

技术效率低,劳动强度大,且易受主观因素的影响。而数字图像处理技术的快速发展使定量金相分析自动化和智能化成为可能。

金相图像的自动分割是金相晶粒评级的关键步骤之一^[2]。金相图像具有灰度不均、噪声影响严重且晶粒形状各异等特点,使得精确分割金相图像极具挑战性。目前,金相图像分割的主要方法有数学形态学法^[3]、阈值分割法^[4]和人工神经网络^[5]等。当金相图像拓扑结构发生变化时,数学形态学分割方法往往无法自动处理,因此易造成误分割;阈值分割方法具有计算简单、速度快等优点,但对于灰度不均的金相图像,阈值选取较困难,故难以精确分割金相晶粒;人工神经网络是一种有监督的学习网络,该方法能够精确地分割金相图像,但对噪声的抑制效果较差,且分割效率低。

Chan-Vese(CV)模型因其具有对演化曲线初始位置不敏感,自动处理图像拓扑结构变化等优点而备受关注,但对于结构复杂,灰度变化较大的图像,该模型不能精确分割,且存在迭代次数多,需不断重新初始化水平集函数等缺点。为克服这些难题,文献[6]改进了变分水平集模型,通过添加剪切不变约束能量项,增强了先验形状对目标变化的自适应性,该模型能够分割灰度变化较大的图像,但对噪声的抑制仍然效果较差;文献[7]通过区域内子块间的欧氏距离和灰度差异构建局部相似因子,可提高模型对噪声的稳健性,改善了模型的分割效果,但是对初始轮廓比较敏感;文献[8]通过添加边缘能量有效克服了区域内部灰度不均的影响,提高了模型对图像边缘信息的刻画能力,增加距离规范项避免了水平集演化过程中的重新初始化现象,提高了曲线的演化速度,但其仍然采用 L^2 拟合项刻画图像灰度值与拟合中心的拟合度,使得该模型不能精确分割结构复杂的图像。为改善该现象,文献[9]采用 L^1 和 L^2 拟合项的线性组合构造一个新的区域能量拟合项,通过自适应调整拟合项的权重,提高了模型对不同类型图像分割的灵活性,该模型能够完整分割含有椒盐噪声的复杂图像,但是对于灰度变化较大、噪声影响严重的图像, L^1 和 L^2 拟合项不能够精确刻画图像灰度值与拟合中心的拟合度,容易造成误分割。

为了准确刻画图像灰度值与拟合中心的拟合度,提高模型区域项的能量表达能力,以便快速进行金相图像分割,本文提出一种基于改进区域项 CV

模型的金相图像分割方法。该方法利用分割前后金相图像的倒数交叉熵阈值选取准则函数替代传统 CV 模型中能量函数的区域项,进而构造新的水平集模型,以完成金相图像的分割。考虑到倒数灰度熵的计算会增加算法的计算复杂度,引入距离规范项以避免水平集函数的初始化,加速模型的收敛。设计实验与传统 CV 模型^[10]、测地线活动轮廓模型^[11]、偏置场修正水平集模型^[12]及局部二值拟合模型^[13]进行比较,验证模型在分割结果和分割效率方面的优势。

2 CV 模型

Chan 和 Vese 在简化 Mumford-Shah 模型的基础上提出了著名的 CV 模型^[10],该模型是一种基于区域信息的图像分割模型,以最小化区域内像素点灰度差异分割图像,其基本思想是:寻找一个闭合曲线 C 将图像分为内部区域和外部区域,通过曲线内外部分图像灰度与常数差的平方的积分构成能量函数的区域项,若仅考虑模型区域项,曲线演化结束时,曲线内外部分图像灰度与常数差的平方的积分最小,即类内方差最小。在图像空间 Ω 中, CV 模型的能量泛函^[14]为

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot L(C) + \nu \cdot A(C) + \lambda_1 \int_{\Omega_a} [I(x, y) - c_1]^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_b} [I(x, y) - c_2]^2 dx dy, \quad (1)$$

式中 μ 、 ν 为光滑项权重系数,分别表示曲线长度权值和曲线包含区域的面积权值, λ_1 、 λ_2 为区域项权重系数,分别代表演化曲线内外区域能量系数, $L(C)$ 为演化曲线的长度, $A(C)$ 为演化曲线包含区域的面积, $I(x, y)$ 为图像像素点, Ω_a 和 Ω_b 分别代表演化曲线内部与外部的图像区域,其灰度均值可分别用 c_1 和 c_2 表示。当且仅当演化曲线运动至图像区域边界时,该能量泛函取得最小值。因此,图像分割问题即可转化为能量泛函求极小值^[15]的问题。

引入水平集函数 ϕ 表示能量泛函,选取符号距离函数 $\phi(x, y)$ 作为水平集函数,则

$$\phi(x, y) = \begin{cases} +d, & (x, y) \in \Omega_a \\ 0, & (x, y) \in C \\ -d, & (x, y) \in \Omega_b \end{cases}, \quad (2)$$

式中 d 为高维空间点到水平集的距离,引入理想阶跃和狄拉克函数^[16], (1) 式的能量泛函可表示为

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \int_{\Omega} H'(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega_0} [I(x, y) - c_1]^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_b} [I(x, y) - c_2]^2 [1 - H(\phi)] dx dy, \quad (3)$$

式中 $H(\phi)$ 和 $H'(\phi)$ 分别表示理想阶跃和狄拉克函数, 在数值运算时, 两者分别为

$$H(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi}{\varepsilon} \right) \right], \quad (4)$$

$$H'(\phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2}, \quad (5)$$

式中 ε 为常数, 可保持 $\phi(x, y)$ 不变。根据欧拉方程最小化(3)式, 可得:

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{\Omega_0} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega_0} H(\phi) dx dy} \\ c_2 = \frac{\int_{\Omega_b} I(x, y) [1 - H(\phi)] dx dy}{\int_{\Omega_b} [1 - H(\phi)] dx dy} \end{cases}. \quad (6)$$

此时, 保持 c_1, c_2 不变, 添加时间变量 t , 并利用梯度下降法, 可得偏微分方程^[17]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = H'(\phi) \left\{ \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 [I(x, y) - c_1]^2 + \lambda_2 [I(x, y) - c_2]^2 \right\}, \quad (7)$$

通过迭代法求解(7)式, 即可得到分割后的图像。

3 本文模型

CV 模型区域项采用 L^2 范数刻画图像灰度值与拟合中心的拟合度, 当分割图像结构复杂时, 该模型易造成误分割。为了精确描述图像灰度值与拟合中心的拟合度, 提高模型区域项的能量表达能力, 提出一种基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割方法, 该算法利用倒数交叉熵阈值选取准则函数替代能量函数的区域项, 构造新的水平集模型。

3.1 倒数交叉熵阈值分割准则的原理

概率分布 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$

在同一概率空间中, 且满足 $p_i \geq 0, q_i \geq 0, \sum_{i=1}^n p_i = 1,$

$\sum_{i=1}^n q_i = 1$ 。定义 P, Q 之间的倒数交叉熵为^[18]

$$D(P, Q) = 1 - 2 \sum_{i=1}^n p_i \frac{1}{1 + p_i/q_i}. \quad (8)$$

设图像 $f(m, n)$ 的尺寸为 $M \times N$, 灰度级为 $0, 1, 2, \dots, L-1$, 图像内所有像素可表示为 $C = \{(m, n) | f(m, n) = 0, 1, \dots, L-1\}$, 根据灰度级阈值 t , 可将所有像素点划分为目标区域 $C_o = \{(m, n) | f(m, n) = 0, 1, \dots, t\}$ 和背景区域 $C_b = \{(m, n) | f(m, n) = t+1, t+2, \dots, L-1\}$ 。目标和背景区域的先验概率可分别表示为 $\omega_o(t) = \sum_{i=0}^t p(i) =$

$$\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^t h(i) \text{ 和 } \omega_b(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p(i) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i),$$

其中 $h(i)$ 为图像中所有灰度级为 i 的像素点个数, 目标与背景区域的灰度均值可分别表示为 $\mu_o(t) =$

$$\sum_{i=0}^t p(i) i / \omega_o(t) \text{ 和 } \mu_b(t) = \sum_{i=t+1}^{L-1} p(i) i / \omega_b(t), \text{ 图像总体灰度级均值为 } \mu = \frac{1}{M \times N} \sum_{(m,n) \in C} f(m, n) =$$

$$\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{L-1} h(i) i, \text{ 则灰度级总和可表示为}$$

$$\sum_{(m,n) \in C} f(m, n) = M \times N \times \mu, \text{ 其中 } \mu = \omega_o(t) \mu_o(t) + \omega_b(t) \mu_b(t), \text{ 则有}$$

$$p_i = \frac{f(m, n)}{\sum_{(m,n) \in C} f(m, n)} = \frac{f(m, n)}{M \times N \times \mu}, \quad (9)$$

$$q_i = \begin{cases} \frac{\mu_o(t)}{\sum_{(m,n) \in C} f(m, n)} = \frac{\mu_o(t)}{M \times N \times \mu}, & (m, n) \in C_o \\ \frac{\mu_b(t)}{\sum_{(m,n) \in C} f(m, n)} = \frac{\mu_b(t)}{M \times N \times \mu}, & (m, n) \in C_b \end{cases}, \quad (10)$$

将(9)式和(10)式代入(8)式, 可得^[19]

$$\begin{aligned} D(P, Q) &= 1 - 2 \sum_{i=0}^{L-1} p_i \frac{1}{1 + p_i/q_i} = 1 - 2 \left(\sum_{i=0}^t p_i \frac{1}{1 + p_i/q_i} + \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i \frac{1}{1 + p_i/q_i} \right) = \\ &= 1 - 2 \left[\sum_{i=0}^t \frac{f(m, n)}{M \times N \times \mu} \frac{1}{1 + \frac{f(m, n)}{(M \times N \times \mu)} / \frac{\mu_o(t)}{(M \times N \times \mu)}} + \sum_{i=t+1}^{L-1} \frac{f(m, n)}{M \times N \times \mu} \frac{1}{1 + \frac{f(m, n)}{(M \times N \times \mu)} / \frac{\mu_b(t)}{(M \times N \times \mu)}} \right] = \\ &= 1 - \frac{2}{M \times N \times \mu} \left[\sum_{i=0}^t h(i) i \frac{1}{1 + i/\mu_o(t)} + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) i \frac{1}{1 + i/\mu_b(t)} \right], \quad (11) \end{aligned}$$

式中 μ 与阈值选取准则函数 $\varepsilon(t)$ 无关,且 $\mu \geq 0$, 记

$$\varepsilon(t) = \sum_{i=0}^t h(i) i \frac{1}{1+i/\mu_o(t)} + \sum_{i=t+1}^{L-1} h(i) i \frac{1}{1+i/\mu_b(t)}, \quad (12)$$

式中 $\varepsilon(t)$ 取最大值时, $D(P, Q)$ 取最小值, 此时得到最小倒数交叉熵意义下的最佳分割效果, 最佳阈值定义为 $t^* = \arg \max_{0 \leq t \leq L-1} [\varepsilon(t)]$ 。

3.2 改进区域项 CV 模型基本原理

倒数交叉熵衡量分割前后图像之间基于倒数熵的平均信息偏差。对于传统的 CV 模型, 当曲线演化至目标边缘时, 曲线内外部分图像灰度与常数差的平方的积分最小, 即类内方差最小。利用倒数交叉熵阈值选取准则函数构造新的区域项后, 分割前后图像之间的倒数交叉熵可达到最小。因此, 基于倒数交叉熵阈值选取准则函数 CV 模型的能量函数可表示为

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \cdot L(C) + v \cdot A(C) - \left[\lambda_1 \int_{\Omega_o} \frac{I(x, y)c_1}{1+c_1} dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_b} \frac{I(x, y)c_2}{1+c_2} dx dy \right], \quad (13)$$

选取(2)式中的符号距离函数作为水平集函数, 并利用理想阶跃和狄拉克函数构造带有水平集函数的能量泛函, 可得

$$F(c_1, c_2, C) = \mu \int_{\Omega} H'(\phi) |\nabla \phi| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy - \left\{ \lambda_1 \int_{\Omega_o} \frac{I(x, y)c_1}{1+c_1} H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_b} \frac{I(x, y)c_2}{1+c_2} [1-H(\phi)] dx dy \right\}, \quad (14)$$

添加时间变量 h , 利用欧拉方程可得偏微分方程^[20]

$$\frac{\partial \phi}{\partial h} = H'(\phi) \left\{ \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \left\{ \lambda_2 \left[\frac{I(x, y)c_2}{1+c_2} \right] - \lambda_1 \left[\frac{I(x, y)c_1}{1+c_1} \right] \right\} \right\}, \quad (15)$$

利用梯度下降法迭代求解(15)式, 即可得到分割后的图像。该模型利用倒数交叉熵阈值选择准则, 通过水平集函数的演化, 使得分割前后图像的倒数交叉熵达到最小。与传统 CV 模型相比, 该模型能够更好地描述模型中的能量变化, 当分割图像较复杂时, 该模型也能精确分割。由于倒数交叉熵的

计算会增加算法复杂度, 为加速模型收敛, 提高运行效率, 引入最大绝对中位差替代传统 CV 模型中的固定能量权重, 加速曲线的演化。最大绝对中位差可定义为

$$\begin{cases} D_1 = \max |I(x, y) - m_1|, & I(x, y) \in \Omega_o \\ D_2 = \max |I(x, y) - m_2|, & I(x, y) \in \Omega_b \end{cases}, \quad (16)$$

式中 m_1, m_2 分别为 Ω_o, Ω_b 区域内像素的灰度中值, 与灰度均值相比, 灰度中值对于区域内噪声点的稳健性更高。当曲线内部灰度差异大于曲线外部灰度差异时, 曲线应形成收缩力, 即 $D_1 > D_2$, 加速曲线的演化; 当曲线外部灰度差异大于曲线内部灰度差异时, 曲线应形成扩张力, 即 $D_1 < D_2$, 加速曲线的演化。因此, 可以利用最大绝对中位差, 自适应调节曲线内外权重系数, 即可加速曲线的演化。

由于水平集在不断演化的过程中会出现不规则现象, 该现象在一定程度上影响水平集的演化。多数情况下, 可以将水平集函数不断初始化为符号距离函数以避免出现不规则现象, 但是这样势必增加算法的计算复杂度。本文通过添加距离规范项避免水平集的重新初始化, 添加距离规范项的能量函数可表示为

$$F^r(c_1, c_2, C) = F(c_1, c_2, C) + \alpha \int_{\Omega} p(\nabla \phi) dx, \quad (17)$$

$p(s) \triangleq (s-1)^2/2$ 为 $[0, +\infty) \rightarrow R$ 上的一个势函数, 该函数具有唯一极小值点。由其前向-后向扩散性质可知, $|\nabla \phi|$ 会向 1 靠近, 当 $|\nabla \phi|$ 接近于 0 时, 扩散率 $d_p(|\nabla \phi|)$ 为 $-\infty$, 这将会对水平集函数的演化造成一定的影响。引入具有两个极小值点的势函数^[21]可有效解决该问题, 此时, 势函数的定义为

$$p(s) = \begin{cases} [1 - \cos(2\pi s)] / (2\pi)^2, & \text{if } s < 1 \\ (s-1)^2/2, & \text{if } s \geq 1 \end{cases}, \quad (18)$$

显然, 该函数在 $s=0$ 和 $s=1$ 时取得最小值。 $d_p(s) \triangleq p'(s)/s$, 可以验证

$$|d_p(s)| < 1, \quad s \in (0, +\infty), \quad (19)$$

$$\lim_{s \rightarrow 0} d_p(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} d_p(s) = 1, \quad (20)$$

则有 $|\alpha d_p(|\nabla \phi|)| \leq \alpha$, α 为常数, ϕ 为定义在图像空间 Ω 上的水平集函数, 至此验证了使用该势函数时扩散率的有界性^[22], 并解决了 $|\nabla \phi|$ 为 0 时, 扩散率对水平集函数的影响。改进后的能量泛函为

$$F^r(c_1, c_2, C) = \alpha \left\{ \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{\Omega} [1 - \cos 2\pi |\nabla \phi(x)|] dx H[1 - |\nabla \phi(x)|] + \frac{1}{2} \int_{\Omega} [|\nabla \phi(x)| - 1]^2 dx H[|\nabla \phi(x)| - 1] \right\} + v \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + D_1 \int_{\Omega_o} \frac{I(x, y)c_1}{1+c_1} H(\phi) dx dy + D_2 \int_{\Omega_b} \frac{I(x, y)c_2}{1+c_2} [1-H(\phi)] dx dy, \quad (21)$$

添加时间变量 h , 利用欧拉方程可得偏微分方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial h} = H'(\phi) \left\{ \alpha \left\{ \operatorname{div} \left[\frac{\sin[2\pi |\nabla \phi(x)|]}{2\pi |\nabla \phi(x)|} \nabla \phi(x) \right] H[1 - |\nabla \phi(x)|] + \operatorname{div} \left[\nabla \phi(x) - \frac{\nabla \phi(x)}{|\nabla \phi(x)|} \right] H(|\nabla \phi(x)| - 1) \right\} - v - \left[D_2 \frac{I(x,y)c_2}{1+c_2} - D_1 \frac{I(x,y)c_1}{1+c_1} \right] \right\}, \quad (22)$$

利用(22)式驱使水平集的演化, 可以避免水平集函数出现周期性初始化现象, 在一定程度上能够提高算法的运行效率。将(22)式进行离散化和迭代运算, 可得

$$\phi^{k+1}(x) = \phi^k(x) + \Delta t \frac{\partial \phi^k(x)}{\partial t}, \quad (23)$$

式中 Δt 和 k 分别为迭代步长与迭代次数, 通过迭代不断更新水平集函数直至稳定, 求解水平集函数的零水平集即可得到最优分割轮廓。

4 实验结果与分析

为验证所提模型对金相图像分割的有效性, 利用大量金相图像进行实验, 与传统 CV 模型、测地线活动轮廓模型、偏置场修正水平集模型和局部二值拟合模型的分割结果进行比较, 并给出各种方法的分割结果与运行时间。实验环境为 CPU Intel Core i5-4210U, 主频 2.70 GHz, 内存 4 GB, 实验软件为 Matlab R2012a, 操作系统为 Windows 8。将尺寸分别为 250 pixel \times 250 pixel、250 pixel \times 250 pixel、180 pixel \times 180 pixel 和 380 pixel \times 310 pixel 的 4 幅金相图像的实验结果进行展示。CV 模型和测地线活动轮廓模型中各参数设置为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 100, \mu = 0.2 \times 255 \times 255, \nu = 0, \Delta t = 0.2, \epsilon = 1$, 迭代次数均为 200; 偏置场修正水平集模型和局部二值拟合模型参数设置为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 100, \mu = 0.2 \times 255 \times 255, \nu = 0, \Delta t = 0.2, \epsilon = 4$, 迭代次数均为 200; 本文模型参数设置为 $\lambda_1 = \lambda_2 = 100, \mu = 0.2 \times 255 \times 255, \nu = 0, \Delta t = 0.2, \epsilon = 4, \lambda = 10$, 迭代次数为 200。实验结果如图 1~4 所示。

为了直观地展现各种方法分割效果的优劣, 同时定量地评价分割结果与专家手工分割结果的误差, 引入基于面积的骰子相似系数(DSC)^[23] 作为定量评价指标, 则有

$$D_{SC}(S_S, S_R) = \frac{2 \times A_{\text{rea}}(S_S \cap S_R)}{A_{\text{rea}}(S_S) + A_{\text{rea}}(S_R)}, \quad (24)$$

式中 S_S, S_R 分别表示各种方法的分割结果与专家手工分割结果, $A_{\text{rea}}(\cdot)$ 为分割结果中金相晶粒的面积。从(24)式可以看出, $D_{SC}(S_S, S_R) \in [0, 1]$, DSC

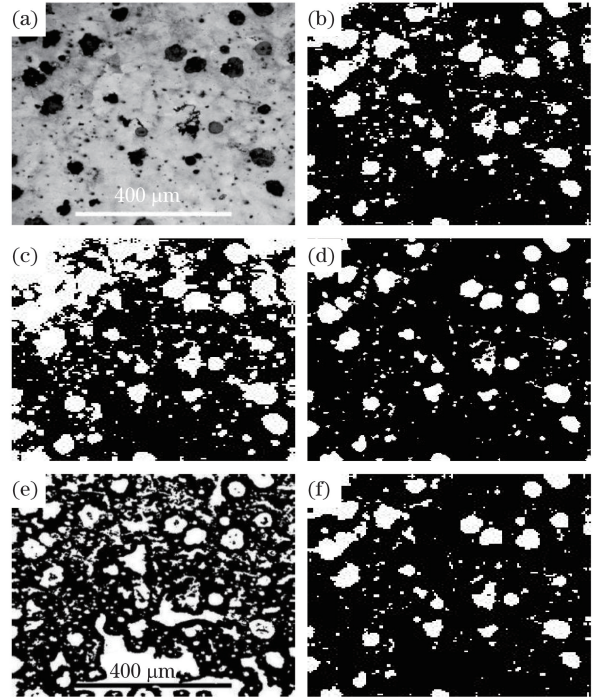


图 1 不同方法对金相图像 1 的分割结果。(a) 金相图像 1; (b) 传统 CV 模型; (c) 测地线活动轮廓模型; (d) 偏置场修正水平集模型; (e) 局部二值拟合模型; (f) 本文模型

Fig. 1 Segmentation results of metallographic image 1 by different methods. (a) Metallographic image 1; (b) traditional CV model; (c) geodesic active contours model; (d) bias field correction level set model; (e) local binary fitting model; (f) proposed model

值越接近于 1, 说明分割效果越好; DSC 值越接近于 0, 说明分割效果越差。表 1 给出了 5 种分割方法的 DSC 值。

从图 1~4 和表 1 结果可以看出, 传统 CV 模型虽然能够分割出金相晶粒, 但其区域项采用 L^2 范数刻画图像灰度值与拟合中心的拟合度, 当金相图像含有大量噪声点和灰度变化较大时, 该模型不能精确分割图像。测地线活动轮廓模型根据图像目标的梯度信息判断目标边缘的具体位置, 当金相图像存在大量噪声干扰时, 边缘停止函数将会受到较大的影响, 导致曲线的演化发生相应的变化, 因此产生误分割, 如图 1(c) 和图 2(c) 所示; 当金相晶粒边缘较

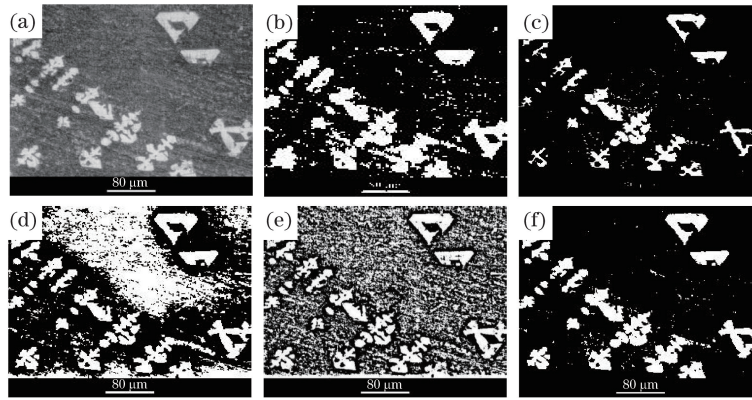


图 2 不同方法对金相图像 2 的分割结果。(a)金相图像 2；(b)传统 CV 模型；(c)测地线活动轮廓模型；
(d)偏置场修正水平集模型；(e)局部二值拟合模型；(f)本文模型

Fig. 2 Segmentation results of metallographic image 2 by different methods. (a) Metallographic image 2;
(b) traditional CV model; (c) geodesic active contours model; (d) bias field correction level set model;
(e) local binary fitting model; (f) proposed model

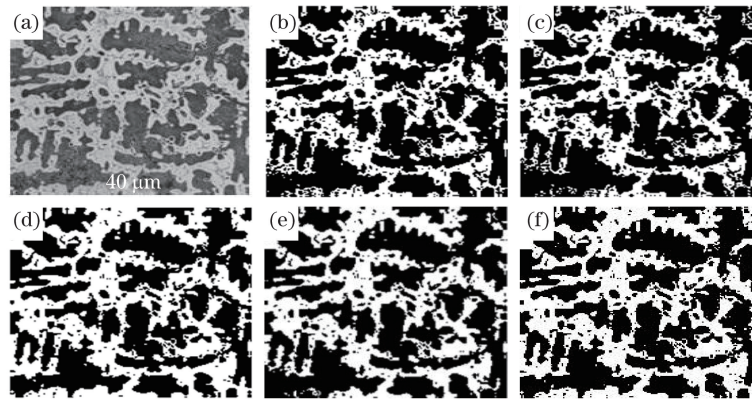


图 3 不同方法对金相图像 3 的分割结果。(a)金相图像 3；(b)传统 CV 模型；(c)测地线活动轮廓模型；
(d)偏置场修正水平集模型；(e)局部二值拟合模型；(f)本文模型

Fig. 3 Segmentation results of metallographic image 3 by different methods. (a) Metallographic image 3;
(b) traditional CV model; (c) geodesic active contours model; (d) bias field correction level set model;
(e) local binary fitting model; (f) proposed model

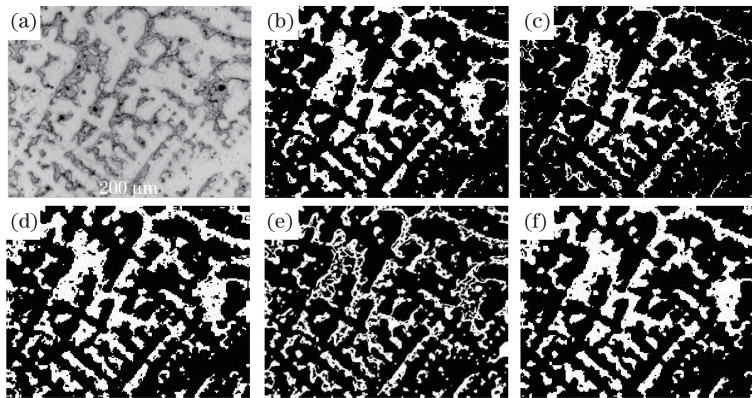


图 4 不同方法对金相图像 4 的分割结果。(a)金相图像 4；(b)传统 CV 模型；(c)测地线活动轮廓模型；
(d)偏置场修正水平集模型；(e)局部二值拟合模型；(f)本文模型

Fig. 4 Segmentation results of metallographic image 4 by different methods. (a) Metallographic image 4;
(b) traditional CV model; (c) geodesic active contours model; (d) bias field correction level set model;
(e) local binary fitting model; (f) proposed model

表 1 5 种分割方法的 DSC 值
Table 1 DSC values of five segmentation methods

Image	CV model	Geodesic active contour model	Bias field correction level set model	Local binary fitting energy model	Proposed model
Metallographic image 1	0.834	0.652	0.892	0.640	0.913
Metallographic image 2	0.864	0.849	0.715	0.709	0.927
Metallographic image 3	0.780	0.773	0.867	0.831	0.902
Metallographic image 4	0.782	0.675	0.869	0.669	0.881

模糊时,该模型不能准确分割出金相晶粒边缘,如图 3(c)和图 4(c)所示。偏置场修正水平集模型^[24]能够克服图像内部灰度变化不均,但是当金相图像晶粒灰度与背景区域存在较大起伏时,该模型不能正确地收敛至晶粒边缘,如图 2(d)所示。局部二值拟合模型利用图像区域的积分取代 CV 模型中的全局拟合能量^[25],但是该模型易陷入局部最优,且对

初始轮廓较敏感,因此对于灰度变化较大的金相图像,该模型分割效果欠佳。本文模型利用倒数交叉熵阈值选择准则替代传统 CV 模型中能量函数的区域项,通过水平集函数的演化,分割前后图像的倒数交叉熵达到了最小,对于含有大量噪声点且灰度变化较大的金相图像,其分割效果最佳。为了直观地比较分割效率,表 2 给出了 5 种分割方法的运行时间。

表 2 5 种分割方法的运行时间

Table 2 Running time of five segmentation methods

Image	CV model	Geodesic active contour model	Bias field correction level set model	Local binary fitting energy model	Proposed model
Metallographic image 1	230.54	125.88	450.94	195.23	189.06
Metallographic image 2	235.80	129.02	473.82	202.02	190.94
Metallographic image 3	106.63	59.13	198.39	93.33	89.83
Metallographic image 4	323.97	167.17	653.21	289.06	275.83

从表 2 结果可以看出:引入的距离规范项避免了水平集的重新初始化,故本文算法的分割效率较传统 CV 模型提高了 15%左右,与局部二值拟合模型的分割效率基本相当,大幅超过了偏置场修正水平集模型的分割效率;与测地线活动轮廓模型相比,本文模型分割效率略低,但其在分割效果上具有较

大的优势;由于偏置场修正水平集模型增加了卷积运算,增加了计算量,因此本文模型分割效率高于偏置场修正水平集模型。

为了验证倒数交叉熵阈值选取准则的有效性,表 3 所示为 Otsu 阈值选择准则与倒数交叉熵阈值选取准则的阈值。

表 3 Otsu 阈值选择准则与倒数交叉熵阈值选取准则的阈值

Table 3 Thresholds obtained by Otsu algorithm and reciprocal cross entropy algorithm

Algorithm	Metallographic image 1	Metallographic image 2	Metallographic image 3	Metallographic image 4
Otsu	109	139	137	157
Reciprocal cross entropy	97	157	152	124

从表 3 结果可以看出:金相图像 1 和金相图像 4 的倒数交叉熵阈值比其相应的 Otsu 阈值小,这是因为图像中的晶粒灰度比背景灰度低,较小的阈值能够有效地避免非晶粒的小区域被划分至目标区域,有效降低了误分割;金相图像 2 和金相图像 3 的倒数交叉熵阈值大于其相应的 Otsu 阈值,这是由于图像中的晶粒灰度比背景灰度高,在该情况下,较大的阈值能够有效地避免非晶粒的小区域被划分至目标区域。从以上数据对比可以看出,倒数交叉

熵阈值选取准则能够较好地减少小型非目标区域对目标分割的影响,从而降低了误分割率。

综上所述,本文模型分割效率略低于测地线活动轮廓模型,但在金相图像分割效果和分割效率两方面均具有明显的优势。

5 结 论

提出了一种基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割方法,该方法利用倒数交叉熵阈值选取准则

函数,替代能量函数的区域项,构造了新的水平集模型。该模型使得分割前后图像倒数交叉熵达到了最小,能够更精确地分割对于噪声影响严重且局部灰度变化较大的金相图像。另外,本文模型一方面引入最大绝对中位差,自适应调整了曲线内外的能量权重,加速了曲线的演化;另一方面,添加距离规范项避免了水平集函数的重新初始化,加速了模型的收敛。

实验结果表明,本文模型在分割结果和分割效率两方面均具有较好的表现。然而,本文模型在处理部分金相晶粒存在弱边缘的图像时效果欠佳,因此,如何提高模型对图像弱边缘的分割效果是下一步研究的重点。

参 考 文 献

- [1] Xu S, Cao L. Adaptive segmentation method of metal image[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2005, 37(5): 625-628. 徐森, 曹力. 金属图像的自适应分割方法研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2005, 37(5): 625-628.
- [2] Zhang H Q, Wang C G. Study on processing technique in 12Cr1Mov steel's metallgraphy image[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University, 2012, 33(3): 163-168. 张红旗, 王春光. 12Cr1Mov 钢金相图像处理技术的研究[J]. 内蒙古农业大学学报, 2012, 33(3): 163-168.
- [3] Wang B Z, Li F Y, Liu C X, *et al.* Research on segmentation algorithm on metallographic image of polycrystalline material based on image processing technology[J]. Foundry, 2015, 64(11): 1078-1081. 王宝珠, 李芳影, 刘翠响, 等. 基于图像处理技术的多晶体材料金相图像分割算法研究[J]. 铸造, 2015, 64(11): 1078-1081.
- [4] Zhang H J, Wang C G, Yu Z H. Image threshold segmentation based on simulated annealing algorithms in wavelet field[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University, 2008, 29(3): 161-164. 张海军, 王春光, 郁志宏. 在小波域进行基于模拟退火算法的图像阈值分割[J]. 内蒙古农业大学学报, 2008, 29(3): 161-164.
- [5] He W N, Zhang L L. Study on artificial neuronal networks applied on microstructure segmentation from metallographic images[J]. Electronic Design Engineering, 2013, 21(3): 143-147. 何维娜, 张丽丽. 人工神经网络在金相图像分割中的应用研究[J]. 电子设计工程, 2013, 21(3): 143-147.
- [6] Han Z, Li Y X, Zhou Z M, *et al.* Object segmentation based on improved prior shape and CV model[J]. Signal Processing, 2011, 27(9): 1395-1401. 韩洲, 李元祥, 周则明, 等. 基于改进先验形状 CV 模型的目标分割[J]. 信号处理, 2011, 27(9): 1395-1401.
- [7] Niu S J, Chen Q, de Sisternes Luis, *et al.* Robust noise region-based active contour via local similarity factor for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2017, 61(S1): 104-119.
- [8] Song Y, Wu Y Q, Bi S B. Satellite remote sensing cloud image segmentation using edge corrected CV model[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0901004. 宋昱, 吴一全, 毕硕本. 边缘修正 CV 模型的卫星遥感云图分割方法[J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0901004.
- [9] Tang L M, Fang Z, Xiang C C, *et al.* An improved Chan-Vese model integrated with L^1 fitting term[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(9): 1707-1715. 唐利明, 方壮, 向长城, 等. 结合 L^1 拟合项的 Chan-Vese 模型[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(9): 1707-1715.
- [10] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [11] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [12] Li C M, Huang R, Ding Z H, *et al.* A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [13] Li C M, Kao C Y, Gore J C, *et al.* Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-7.
- [14] Zheng Q, Dong E Q, Cao Z L. Active contour model driven by linear speed function for local segmentation with robust initialization and applications in MR brain images[J]. Signal Processing, 2014, 97(4): 117-133.
- [15] Huang C C, Zeng L. Level set evolution model for image segmentation based on variable exponent p -Laplace equation[J]. Applied Mathematical Modelling, 2016, 40(17): 7739-7750.
- [16] Zhao F Z, Liang H Y, Wu X L, *et al.* Active contour segmentation model based on local and global Gaussian fitting[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(5): 051006. 赵方珍, 梁海英, 巫湘林, 等. 基于局部和全局高斯拟合的主动轮廓分割模型[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(5): 051006.
- [17] Xie Z N, Zheng D, Chen J Y, *et al.* A thmor segmentation method of improved Chan-Vese model for liver cancer ablation computed tomography image[J].

- Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(2): 021702.
谢志南, 郑东, 陈嘉耀, 等. 改进 Chan-Vese 模型的肝癌消融 CT 图像肿块分割方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(2): 021702.
- [18] Wu Y Q, Meng T L. Image threshold selection using two-dimensional reciprocal cross entropy based on decomposition[J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(7): 800-808.
吴一全, 孟天亮. 分解的二维倒数交叉熵图像阈值选取[J]. 信号处理, 2013, 29(7): 800-808.
- [19] Wu S H, Wu Y Q, Zhou J J. SAR river image segmentation based on reciprocal gray entropy and improved Chan-Vese model[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(11): 1255-1262.
吴诗娅, 吴一全, 周建江. 利用倒数灰度熵和改进 Chan-Vese 模型进行 SAR 河流图像分割[J]. 测绘学报, 2015, 44(11): 1255-1262.
- [20] Hao Z H, Guo M C, Song Y Y. Inhomogeneous image segmentation based on active contours with global and local information[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(7): 886-892.
郝智慧, 郭满才, 宋杨杨. 结合全局与局部信息活动轮廓的非同质图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(7): 886-892.
- [21] Song Y, Wu Y Q, Dai Y M. A new active contour remote sensing river image segmentation algorithm inspired from the crossentropy[J]. Digital Signal Processing, 2016, 48: 322-332.
- [22] Li C M, Xu C Y, Gui C F, *et al.* Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3243-3255.
- [23] Dietenbeck T, Alessandrini M, Friboulet D, *et al.* A free software for the evaluation of image segmentation algorithms based on level-set[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2010: 665-668.
- [24] Zhang K, Zhang L, Lam K M, *et al.* A level set approach to image segmentation with intensity inhomogeneity[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46(2): 546-557.
- [25] Pan G, Gao L Q, Zhang P. Geodesic active contour based on LBF model[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(12): 1179-1184.
潘改, 高立群, 张萍. 基于 LBF 方法的测地线活动轮廓模型[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(12): 1179-1184.