

〈图像处理与仿真〉

改进 Chan-Vese 模型的电力设备红外图像分割算法

张秋铭^{1,2}, 李云红¹, 罗雪敏¹, 屈海涛³, 苏雪平¹, 任 勘¹, 周小计¹

(1. 西安工程大学 电子信息学院, 陕西 西安 710048;

2. 国家电网四川省电力公司信息通信公司, 四川 成都 610000; 3. 枣庄学院, 山东 枣庄 277160)

摘要: 针对电力设备在线监测系统中红外图像分割效果差, 速度慢等问题, 提出一种改进的 Chan-Vese 模型的红外图像分割算法。首先, 通过引入边缘能量项, 一方面增强模型的局部控制能力, 另一方面有效抑制了轮廓偏移。其次, 利用径向基函数取代了传统的长度正则项, 简化了计算。然后, 通过引入内部能量项省去初始化过程, 节省了算法的运行时间。经实验验证, Dice 重合率(Dice similarity coefficient, DSC) 平均值为 0.9808, 错误分割率 (ratio of segmentation error, RSE) 平均值为 0.025, 算法运行时间比其他模型总体平均值低 66.8%。改进后的 Chan-Vese 模型分割算法的 Dice 重合率和错误分割率等均优于 GAC-CV、CV-RSF、区域型水平集和 Multiphase-CV 模型分割算法。

关键词: 红外图像分割; Chan-Vese 模型; 边缘能量项; 径向基函数

中图分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1001-8891(2023)02-0129-08

Electric Equipment Infrared Image Segmentation Method Based on Improved Chan-Vese Model

ZHANG Qiuming^{1,2}, LI Yunhong¹, LUO Xuemin¹, QU Haitao³, SU Xueping¹, REN Jie¹, ZHOU Xiaoj¹

(1. School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. Information Communication Company of Sichuan State Grid, Chengdu 610000, China;

3. Zaozhuang University, Zaozhuang 277160, China)

Abstract: To address the problems of poor infrared image segmentation and slow speed in the online monitoring system of power equipment, an improved infrared image segmentation algorithm based on the Chan-Vese model is proposed. First, by introducing the edge energy term, the local control ability of the model is enhanced and the contour shift is effectively suppressed. Second, a radial basis function is used to replace the traditional length regularization term, which simplifies the calculation. Subsequently, the initialization process is omitted by introducing internal energy items, which reduces the running time of the algorithm. After the experimental verification, the average DSC was 0.9808, the average value was 0.025, and the algorithm running time was 66.8% lower than the overall average of the other models. The improved Chan-Vese model segmentation algorithms DSC and RSE are better than the GAC-CV, CV-RSF, regional level set, and multiphase-CV model segmentation algorithms.

Key words: infrared image segmentation, Chan-Vese model, edge energy term, radial basis function

0 引言

红外热成像技术获得的红外图像能够很好地表征物体的表面温度, 在遥感、军事、电力、医学、农

业等领域中都有广泛地应用^[1]。

随着电力巡检设备被广泛应用于电力设备的在线检测中, 红外图像分割技术也得到了迅速发展^[2]。然而变电站中获得的电力设备红外图像往往因为设

收稿日期: 2021-10-07; 修订日期: 2021-11-10。

作者简介: 张秋铭(1995-), 女, 助理工程师, 研究方向是图像处理、计算机视觉。

通信作者: 李云红(1974-), 女, 教授, 研究方向为红外热像技术、数字图像处理和信号与信息处理技术。E-mail: hitliyunhong@163.com。

基金项目: 国家自然科学基金(61902301); 陕西省科技厅自然科学基础研究重点项目(2022JZ-35); 陕西省教育厅自然科学基础研究计划(19JK0364)。

备之间的电磁干扰等原因存在大量非检测目标的热辐射信息,因此拍摄到的红外图像必然会存在大量的噪声干扰,导致获取的电力设备红外图像分辨率低、对比度不高。因此研究适应电力设备红外图像特性的图像分割方法就显得尤为必要。

传统的应用于电力设备的红外图像分割技术主要以阈值分割、边缘检测、聚类分割、形态学等方法为主实现目标区域的分割^[3-6]。由于能够反映电力设备温度分布的伪彩色图像通常对比度低,传统的红外图像分割方法无法有效地分割出电力设备红外图像中感兴趣的部分^[7-8]。

随着神经网络、遗传算法等人工智能技术的飞速发展^[9-10],许多研究人员将该类方法引入到红外图像分割领域,得到了许多具有创新性及有效性的红外图像分割方法^[11-14],在某种程度上提升了算法的自动化程度。朱莉等^[15]提出了一种利用全卷积网络和稠密条件随机场的深度学习分割算法,解决了复杂背景下红外热图像目标区域分割困难的问题。黄鸿等^[16]在研究融合自适应加权聚合策略基础上提出了一种改进的U-Net++网络,解决了医学图像复杂场景中分割边界欠分割问题。王珏等^[17]为了解决计算机层析成像图像的伪影和弱边缘问题,提出基于小波变换的图像区域可伸缩拟合能量最小化分割方法,验证了拟合能量模型(region-scalable fitting, RSF)模型的分割精度。

自水平集理论应用在图像分割领域以来,出现了许多新的研究成果,Aldisio等^[18]提出了快速的Geodesic contour模型。Chan和Vese^[19]在Mumford-Shah模型的基础上,采用无边界主动轮廓模型,避免依赖图像的梯度性质,实现了对无边界图像的分割,对红外图像边缘模糊或边缘不连续的图像具有一定的分割效果。何婷等^[20]将Chan-Vese模型用于脑肿瘤图像分割,赵晓理等^[21]将改进的CV模型用于背景较为复杂的海上航行船只、行人等红外图像进行分割,均取得了较好的分割效果。

但传统的Chan-Vese模型对初始曲线的位置不敏感,且增加初始化步骤导致算法计算量增大,算法运行时间过长。针对上述问题,通过引入边缘能量项,利用径向基函数取代传统的长度正则项,引入内部能量项等省去初始化过程,改进后的Chan-Vese模型不仅能有效分割红外图像中的电力设备,还大大节省了算法的运行时间。

1 传统 Chan-Vese 模型

基于边缘的分割模型在分割模糊边缘时,轮廓线在边缘处可能穿过弱边缘并难以回到规定的位置,而

基于区域的分割模型则可以有效解决该问题。Mumford-Shah模型就是一种典型的基于区域的分割模型。Mumford-Shah模型由D. Mumford和J. Shah共同提出。模型的目的是寻找准确光滑的图像边缘 C_0 ,假设定义在 Ω 上的图像 $u(x,y)$,其图像边界为 C ,我们将图像分割成若干个同质区域 $\mu_0(x,y)$ 。 C_0 可使分割后的图像 $\mu_0^{\text{MS}}(x,y)$ 与原图像之间的误差比其余方法分割出的边界误差值都小,其能量函数表达式为(1):

$$(C_0, \mu_0^{\text{MS}}) = \underset{C}{\text{Min}}(F^{\text{MS}}(\mu_0, C)) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \lambda \cdot \iint_{\Omega} |\mu_0 - \mu|^2 \, dx \, dy + \nu \cdot \iint_{\Omega - C} |\nabla \mu_0|^2 \, dx \, dy \quad (1)$$

式中: $\mu \cdot \text{Length}(C)$ 表示长度项; $\lambda \cdot \iint_{\Omega} |\mu_0 - \mu|^2 \, dx \, dy$ 用以控制分割后图像与原图像的接近程度;
 $\nu \cdot \iint_{\Omega - C} |\nabla \mu_0|^2 \, dx \, dy$ 维持曲线轮廓线光滑。

Chan和Vese结合水平集方法,提出了一种简化的Mumford-Shah模型,即Chan-Vese模型,原理图如图1所示。

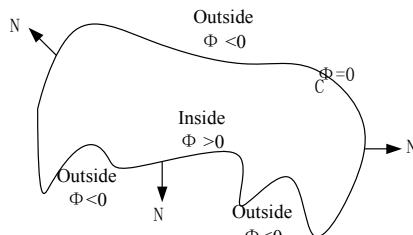


图1 Chan-Vese 算法示意图

Fig.1 Schematic diagram of Chan-Vese algorithm

通过引入Heaviside和Dirac函数降低了初始零水平集曲线的位置,其理论内容为: 定义在 Ω 上的图像 I 被演化曲线 C 分割成两部分,分别表示为 $\text{inside}(C)$ 和 $\text{outside}(C)$,能量函数表达式为(2):

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot S_0(C) \quad (2)$$

式中: $\mu \cdot \text{Length}(C)$ 和 $\nu \cdot S_0(C)$ 均为曲线光滑项。 c_1 、 c_2 分别表示曲线 C 内部和外部的灰度平均值,当 c_1 、 c_2 不断变化最后与原图像的值差异最小时,曲线 C 即为目标轮廓。 $\text{Length}(C)$ 表示曲线边界的长度, $S_0(C)$ 为曲线内部区域部分的面积。 μ 、 ν 的值始终为正,分别表示目标轮廓长和目标所占面积对拟合能量贡献的极值。对上述能量函数进行优化,可得到表达式(3):

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot S_0(C) + \lambda_1 \iint_{\text{inside}(C)} |I - c_1|^2 \, dx \, dy + \lambda_2 \iint_{\text{outside}(C)} |I - c_2|^2 \, dx \, dy \quad (3)$$

为了与水平集相结合,引入Heaviside函数及Dirac函数为式(4)和式(5):

$$H(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\delta(z) = \frac{dH(z)}{dz} \quad (5)$$

在数值计算过程中, 上述两个函数可用正则化函数代替, 正则化函数为式(6)、式(7):

$$H_\varepsilon(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right] \quad (6)$$

$$\delta_\varepsilon(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \quad (7)$$

则用水平集函数表示的能量函数为式(8):

$$F(\varphi, c_1, c_2) = \mu \iint_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \iint_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - c_2|^2 [1 - H(\varphi)] dx dy \quad (8)$$

利用方向导数的概念经进一步推导可得灰度平均值及边界条件, 如式(9)、式(10)、式(11):

$$c_1 = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\iint_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \quad (9)$$

$$c_2 = \frac{\iint_{\Omega} I(x, y) [1 - H(\varphi)] dx dy}{\iint_{\Omega} [1 - H(\varphi)] dx dy} \quad (10)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) [\mu \cdot \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2] \quad (11)$$

传统 Chan-Vese 模型迭代时间长, 计算复杂, 考虑将 Chan-Vese 算法加以改进, 并将其应用于电力设备的红外图像分割中。

2 改进的 Chan-Vese 模型

2.1 引入局部项

Chan-Vese 模型具有全局优化特性, 图像分割过程中可以不受初始闭合曲线位置的限制, 并且对受到噪声干扰的图像具有一定的鲁棒性。但 Chan-Vese 模型中缺少图像的边缘信息, 导致图像局部控制能力较弱, 初始轮廓偏移往往导致分割效率变慢, 图 2 是在存在轮廓偏移时将管芯电阻的红外图像迭代 400 次时的分割结果。

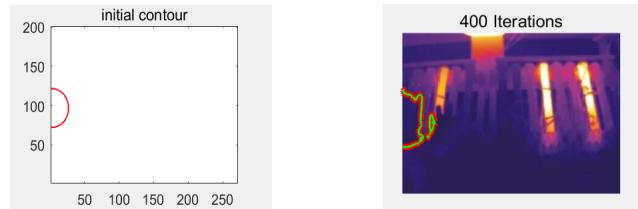
要想得到更准确地分割结果则需要进一步迭代计算, 耗时将会增大。为解决局部控制能力弱的问题, 提出采用边缘信息加权修正能量函数, 边缘能量项表达式为(12):

$$E_{\text{edge}}^j(\varphi) = \mu \cdot \iint_{\Omega} g^j(x, y) \cdot \delta_0(\varphi(x, y)) |\nabla \varphi(x, y)| dx dy \quad (12)$$

式中: $g^j(x, y)$ 为边缘检测函数, 边缘检测函数表达式为(13):

$$g^j(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (\frac{u^j(x, y)}{k_j})^2} \\ \frac{1}{1 + (\frac{|\nabla G_\sigma(x, y) \cdot I_0(x, y)|}{k_0})^2} \end{cases} \quad (13)$$

式中: k_j 表示边缘检测的阈值, 当像素位于同质区域的内部时, $g^j(x, y) \rightarrow 1$, 位于图像边缘处, $g^j(x, y) \rightarrow 0$ 。因此经过边缘能量项修正后, 增强了模型的局部控制能力, 使模型能够有效地抑制轮廓偏移。



(a) 轮廓偏移
(a) Contour offset
(b) 分割结果
(b) Segmentation result

图 2 轮廓偏移示意图

Fig.2 Schematic diagram of contour offset

2.2 径向基函数替代长度正则项

式(8)第一项为长度正则项, 可维持曲线演化的轮廓光滑性, 但在实际计算中会使计算变得更加复杂。这里使用径向基函数替代传统的长度正则项, 不仅能够保持轮廓光滑还能够去除虚假小块, 同时克服了传统正则项导致的计算量增大。RBF 是典型的径向基函数, 数学表达式为(14):

$$G_k = k(\|x - x_c\|) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_c\|^2}{2 * k^2}\right\} \quad (14)$$

式中: 函数中心为 x_c ; 限制函数径向范围的宽度参数表示为 k 。将水平集函数与 RBF 进行卷积 $u = u \otimes G_k$, 可得到灰度平均值 $c_1(\varphi)$ 和 $c_2(\varphi)$, 见式(15)、式(16):

$$c_1(\varphi) = \frac{\iint_{\Omega} I(y) G_k u_i H(\varphi(x)) dx}{\iint_{\Omega} H(\varphi(x)) dx} \quad (15)$$

$$c_2(\varphi) = \frac{\int I(y)G_k u_i(1-H(\varphi(x)))dx}{\int (1-H(\varphi(x)))dx} \quad (16)$$

由于用 RBF 代替去除了长度正则项, 式(8)中第一项的 $\mu=0$, 为简便计算取 $\lambda_1=\lambda_2=1$, 得到梯度下降流表达式(17):

$$\frac{\partial u}{\partial t} = [-(I - c_1)^2 + (I - c_2)^2] |\nabla u| \quad (17)$$

为提高其稳定性, 简化后将数据归一化, 见式(18):

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \left[\frac{(c_1 - c_2)(2I - c_1 - c_2)}{\max(|(c_1 - c_2)(2I - c_1 - c_2)|)} \right] |\nabla u| \quad (18)$$

对上式中 $|\nabla u|$ 采用加权算法离散得到结果为式(19)、式(20):

$$\frac{\partial u}{\partial x} \Big|_{i,j} = \lambda \frac{u_{i,j+1} - u_{i,j-1}}{2} + \frac{1 - \lambda}{2} \left(\frac{u_{i+1,j+1} - u_{i+1,j-1}}{2} + \frac{u_{i-1,j+1} - u_{i-1,j-1}}{2} \right) \quad (19)$$

$$\frac{\partial u}{\partial y} \Big|_{i,j} = \lambda \frac{u_{i+1,j} - u_{i-1,j}}{2} + \frac{1 - \lambda}{2} \left(\frac{u_{i+1,j+1} - u_{i-1,j+1}}{2} + \frac{u_{i+1,j-1} - u_{i-1,j-1}}{2} \right) \quad (20)$$

上述方法应用 8 邻域加权计算梯度值, 具有较好的鲁棒性。

2.3 初始水平集函数

在 Chan-Vese 模型的求解过程中, 由于采用了 Heaviside 函数, 故只有当水平集中 φ 改变符号时, 才会对能量函数的最小化产生影响, 直到 φ 无变化时算法才终止。但 φ 每次更新后, 都需要重新初始化为符号距离函数以确保计算的稳定性, 但此步骤增大了计算量。其中, Chan-Vese 模型采用迭代的方式来初始化符号距离函数, 过程为表达式(21)和(22):

$$\psi_t = \text{sgn}((\varphi_t))(1 - |\nabla \psi|) \quad (21)$$

$$\psi(0,.) = \varphi(t,.) \quad (22)$$

式中: $\varphi(t,.)$ 表示在 t 时刻能量函数的解, 经 $\varphi(t,.)$ 重新初始化后应该为公式(21)的稳态解。要得到稳态解则需要较大的计算量, 需要省去模型的重新初始化步骤。具体通过引入内部能量项来约束水平集函数在曲线的演化过程中无限逼近符号距离函数, 故这里舍去了重新初始化的过程。内部能量项表达式为(23):

$$E_{\text{int}}(\varphi) = \iint_{\Omega} \frac{1}{2} \cdot (|\nabla \varphi(x, y) - 1|^2) dx dy \quad (23)$$

改进的 Chan-Vese 模型的能量函数表达式为(24):

$$F(\varphi, c_1, c_2) = \mu \iint_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \iint_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \lambda_1 \iint_{\Omega} |I - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \iint_{\Omega} |I - c_2|^2 [1 - H(\varphi)] dx dy + \gamma \cdot E_{\text{int}}(\varphi) \quad (24)$$

利用 Euler 公式对上式取最小化, 得到水平集函数方程为(25):

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left(\left(\frac{\nabla g \nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} + g \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right) - \nu - \lambda_1 (s_{\text{II}} - c_1)^2 + \lambda_2 (s_{\text{II}} - c_2)^2 \right) + \gamma \left[\nabla \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] \quad (25)$$

式中: $\varphi(0, x, y) = \varphi_0(x, y)$ 。由于 Dirac 函数对远离曲线 C 的边缘具有抑制特性, 为克服这个问题, 用 $|\nabla \varphi|$ 替代上式中的 $\delta(\varphi)$ 。因为 $|\nabla \varphi| \approx 1$, 消除了 Dirac 函数的边缘抑制作用, 得到的水平集演化方程表达式为(26):

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = |\nabla \varphi| \left(\left(\frac{\nabla g \nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} + g \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right) - \nu - \lambda_1 (s_{\text{II}} - c_1)^2 + \lambda_2 (s_{\text{II}} - c_2)^2 \right) + \gamma \left[\nabla \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] \quad (26)$$

综上, 通过引入一个内部能量项, 约束水平集演化中能够总是逼近符号距离函数, 避免了水平集函数的初始化, 从而减少了模型计算量, 节省了算法的运行时间。

2.4 算法流程图

首先将获取的红外图像进行转换得到灰度图像, 改进 Chan-Vese 模型的图像分割算法流程图如图 3 所示, 该算法主要分 3 个步骤进行。首先定义初始轮廓, 随后计算内外灰度值与参数, 并计算下一时刻的水平集函数来更新轮廓线。然后判断函数是否收敛, 如果收敛, 结束迭代并计算得到分割结果, 若不收敛则继续计算相关参数值直到收敛为止。

3 实验结果分析

为进一步测试改进 Chan-Vese 模型算法的分割效果, 在 Intel 酷睿 i7-7500U CPU, 8 GB RAM 计算机上完成实验。实验所用工具为 MATLAB2016。在建立的电力设备数据库中选择典型的 6 类常见变电站电力设备进行实验。利用改进的 Chan-Vese 模型对这 6 类

电力设备的红外图像进行分割处理，并将分割结果与典型的 GAC-CV 模型，CV-RSF 模型，Region-based 模型和 Multiphase-CV 模型做对比分析。图 4~图 9 为分别采用不同模型对管芯电阻、低压柜、交直流接触器、电容器组、电压互感器、中性点所做图像分割对比图。

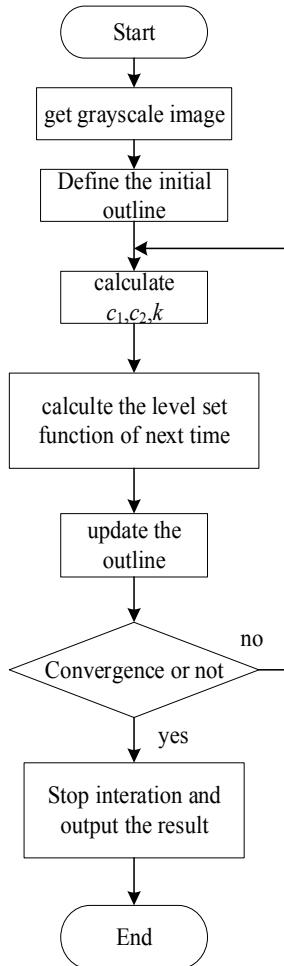


图3 改进后 Chan-Vese 算法流程

Fig.3 Improved Chan-Vese algorithm flow chart

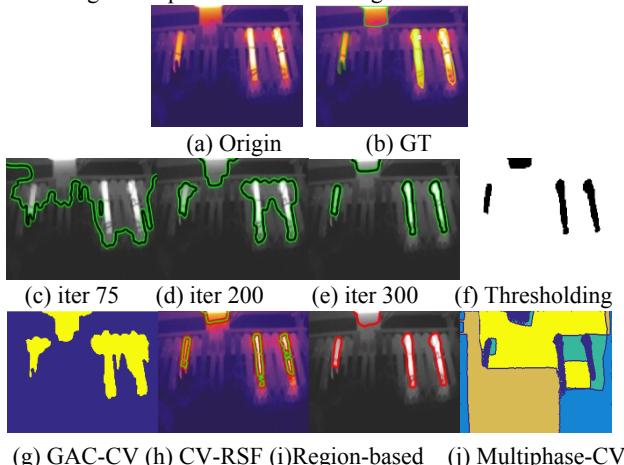


图4 管芯电阻分割对比

Fig.4 Die resistance segmentation comparison chart

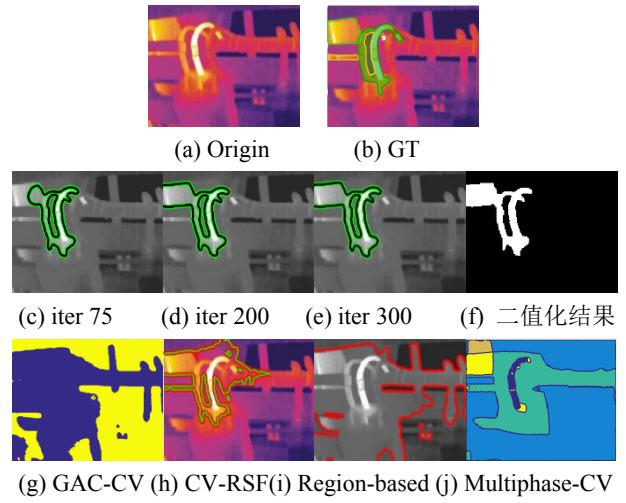


图5 低压柜分割对比

Fig.5 Low-voltage cabinet segmentation comparison chart

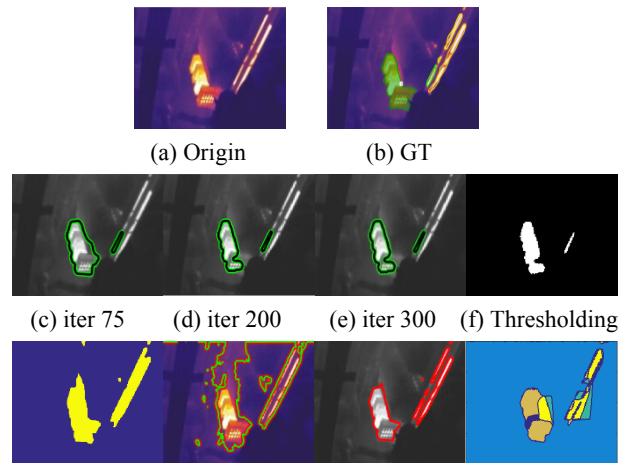


图6 交直流接触器分割对比

Fig.6 AC and DC contactor segmentation comparison chart

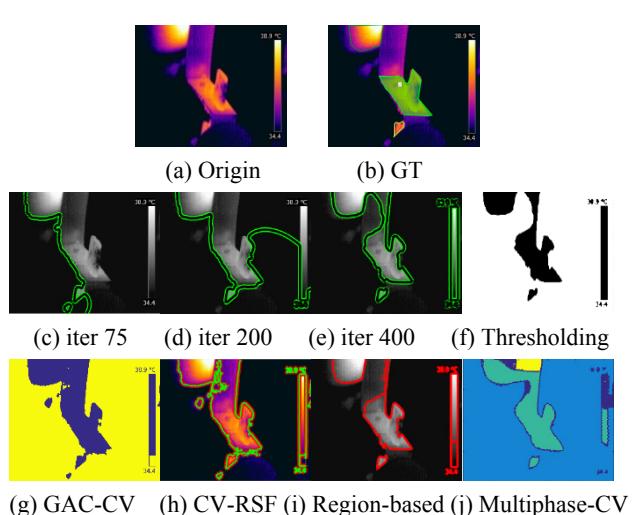


图7 电容器组分割对比

Fig.7 Capacitor bank segmentation comparison chart

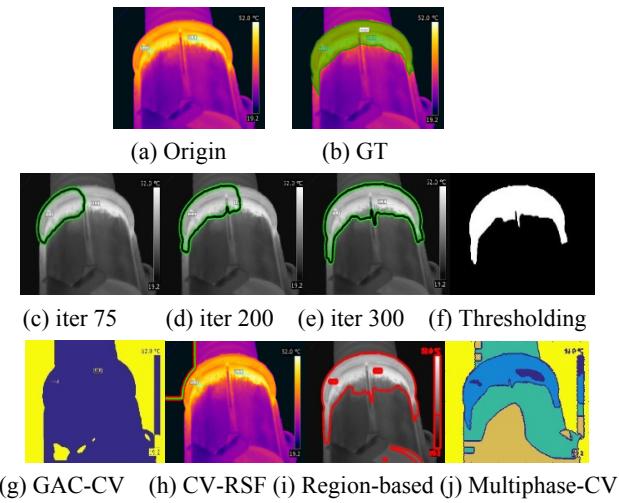


图8 电压互感器分割对比

Fig.8 Voltage transformer segmentation comparison chart

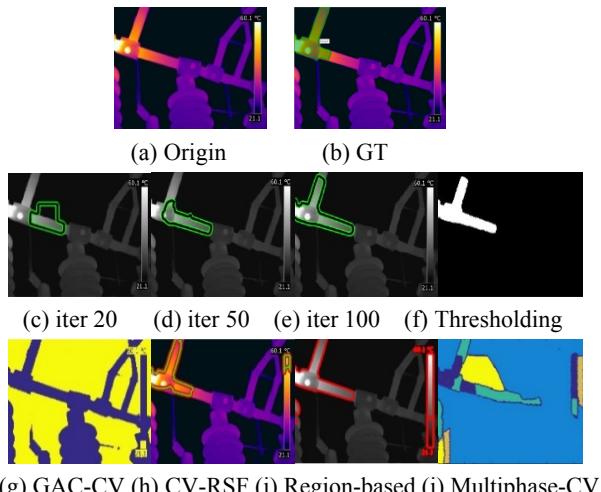


图9 中性点分割对比

Fig.9 Neutral point segmentation comparison chart

图4是针对管芯电阻获取的红外图像进行分割的结果图,管芯电阻属于具有复杂背景的图像,分割目标之间较为独立,为了将高温区域准确分割出来,与GT图像进行对比,改进CV算法在迭代300次时可得到较为准确的结果,如图4(c)、(d)、(e)所示,而CV-RSF和Region-based算法得到准确结果分别需要迭代700次和1200次,对于GAC-CV模型和Multiphase CV模型迭代到一定程度后结果就不再发生变化,对该图像的分割效果不佳。

图5是针对低压柜获取的红外图像进行分割的结果图,图5(a)的低压柜图像属于背景复杂且待分割区域与相邻物体具有一定粘连性的图像,改进CV算法在滤除无关背景方面具有一定优越性,且迭代次数不多计算量较小的前提下就能得到较为准确的结果,如图5(c)、(d)、(e)。与语义分割(ground truth, GT)图

像进行对比,而其他几个模型在对图5(a)的分割不够准确,轮廓偏移情况较严重。

图6是针对交直流接触器获取的红外图像进行分割的结果图。与GT图像对比,图6(c)、(d)、(e)是交直流接触器红外图像经改进CV算法的处理结果图,而改进CV算法在迭代45次左右就能得到近似准确的结果,GAC-CV模型和Region-based模型分别迭代200次和275次得到分割结果,之后分割结果无明显变化,CV-RSF模型受多余数据块影响严重。

图7针对电容器组获取的红外图像进行分割的结果图,图7(a)的电容器组属于不含复杂背景图像,且目标区域面积较大曲线演化过程长,几种算法得到的分割结果较接近,从分割结果与GT图像对比来看,GAC-CV模型和CV-RSF模型在边缘细节上存在细微差距且迭代次数超过1000,改进CV算法在迭代400次时得到分割结果。

图8针对电压互感器获取的红外图像进行分割的结果图,图8(a)电压互感器异常高温待分割区域与背景分界线不明确,改进CV算法可得到较接近GT图像的分割结果,GAC-CV模型和CV-RSF模型轮廓定位不准确丧失分割能力,Region-based和Multi-scale模型分割结果不够精确。

图9是针对中性点获取的红外图像进行分割的结果图,图9(a)中性点红外图像属于易受复杂背景干扰的图片,改进CV算法在迭代100次左右时已能得到准确的分割结果,GAC-CV模型不能克服背景干扰故障区域分割不到位,其余3个对比模型均需要迭代500次左右得到较准确的分割结果。

为进一步客观评价算法的分割效果,采用Dice重合率(Dice similarity coefficient, DSC)和错误分割率(ratio of segmentation error, RSE)和算法运行时间对上述几个模型进行评价。DSC越接近于1,RSE越接近0分割精度越高。Dice相似性系数定义和错误分割率RSE定义见式(27)、式(28),其中,式(27)为DSC计算公式, S_1 为GT图像的标准分割结果, S_2 为改进后算法的分割结果。式(28)中 G 表示 GT 图像的标准分割结果, T_s 为经过改进算法得出的分割结果。对比结果如表1和表2所示。

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (27)$$

$$RSE = \frac{|G - T_s|}{G} \quad (28)$$

表1 DSC 和 RSE 对比

Table1 DSC and RSE comparison

	Fig.4		Fig.5		Fig.6		Fig.7		Fig.8		Fig.9	
	DSC	RSE										
Multiphase-CV	0.8754	0.0487	0.4383	0.5066	0.9733	0.0331	0.9123	0.1120	0.8532	0.1254	0.5031	0.4833
GAC-CV	0.8534	0.0425	0.6542	0.4524	0.9874	0.0324	0.9588	0.0421	0.4435	0.5673	0.9322	0.0695
CV-RSF	0.9789	0.0235	0.8821	0.3802	0.9325	0.0728	0.9614	0.0332	0.0233	0.8532	0.9475	0.0432
Region-based	0.9821	0.0232	0.3532	0.4244	0.9877	0.0242	0.9655	0.0310	0.9322	0.0614	0.9217	0.0782
Improved CV	0.9842	0.0217	0.9877	0.0232	0.9883	0.0237	0.9632	0.0315	0.9644	0.0223	0.9723	0.0334

表2 分割时间对比

Table2 Split time comparison

	Fig.4	Fig.5	Fig.6	Fig.7	Fig.8	Fig.9	s
Multiphase-CV	20.7789	15.7865	3.2275	10.7602	8.5132	6.7832	
GAC-CV	10.8322	15.5173	0.3688	7.8112	7.3345	3.2342	
CV-RSF	9.2303	0.1344	0.2376	10.3325	67.5434	5.2874	
Region-based	7.2304	30.5542	0.0834	12.4723	9.3567	5.8723	
Improved CV	7.0322	0.0831	0.0886	5.6632	3.2127	2.7545	

由量化对比结果表1, 表2可得出, 改进后的算法DSC平均值为0.9808, 比GAC-CV模型高出13.6%, 比CV-RSF模型高出4.5%, 高出Region-based模型和Multiphase-CV模型19.3%和22.6%。RSE平均值为0.025, 低于GAC-CV模型均值0.335, 低于CV-RSF模型0.102, 低于Region-based模型和Multiphase-CV模型0.2757和0.2501。在算法分割时间上, 几种模型对分割不同类型的图像分割时间相差较大, 改进后的算法平均分割时间为3.22 s, GAC-CV模型时间为8.63 s, CV-RSF模型约为4.98 s, Region-based模型和Multiphase-CV模型分别为12.59 s和12.64 s。改进后算法时间比其他4种算法总体平均值低66.8%。由此可见, 改进CV算法不失为一种有效的红外图像分割算法。

4 结论

由于Chan-Vese模型能够有效分割含噪声且边缘模糊图像, 对于管芯电阻、低压柜、交直流接触器、电容器组、电压互感器、中性点等电力设备红外图像分割具有较好的效果, 为克服模型本身收敛速度慢、计算量大等问题, 提出引入边缘能量项, 利用径向基函数取代传统的长度正则项, 引入内部能量项省去初始化过程的改进CV算法, 提高了图像分割的准确性, 节省了算法的运行时间。

参考文献:

- [1] 赵洪山, 刘秉聪, 王龄婕, 等. 基于压缩感知的电力设备红外图像盲超分辨率方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 1177-1187.
ZHAO H S, LIU B C, WANG L J, et al. Blind super resolution method for infrared image of power equipment based on compressed sensing[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(3): 1177-1187.
- [2] 曾军, 王东杰, 范伟, 等. 基于红外热成像的电气设备组件识别研究[J]. 红外技术, 2021, 43(7): 679-687.
ZENG J, WANG D J, FAN W, et al. Research on component identification for electrical equipment based on infrared thermography[J]. *Infrared Technology*, 2021, 43(7): 679-687.
- [3] 李志坚, 杨风暴, 高玉斌, 等. 基于多尺度高斯滤波和形态学变换的红外与其他类型图像融合方法(英文)[J]. 红外与毫米波学报, 2020, 39(6): 810-817.
LI Z J, YANG F B, GAO Y B, et al. Fusion method for infrared and other-type images based on the multi-scale Gaussian filtering and morphological transform[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2020, 39(6): 810-817.
- [4] 王晓飞, 胡凡奎, 黄硕. 基于分布信息直觉模糊c均值聚类的红外图像分割算法[J]. 通信学报, 2020, 41(5): 120-129.
WANG X F, HU F K, HUANG S. Infrared image segmentation algorithm based on distribution information intuitionistic fuzzy c-means clustering[J]. *Journal on Communications*, 2020, 41(5): 120-129.

- [5] 邵磊, 张一鸣, 李季, 等. 基于改进的两维 Otsu 管道红外图像高温区域分割研究 (英文) [J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(5): 1637-1642.
- SHAO L, ZHANG Y M, LI J, et al. Research on high temperature region segmentation of infrared pipeline image based on improve two-dimensional-Otsu[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(5): 1637-1642.
- [6] 聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 图像非广延高斯熵分割的阈值选取方法[J]. 激光与红外, 2020, 50(12): 1504-1511.
- NIE F Y, LI J Q, ZHANG P F, et al. Threshold selection for image segmentation based on nonextensive Gaussian entropy[J]. *Laser & Infrared*, 2020, 50(12): 1504-1511.
- [7] 朱莉, 张晶, 傅应锴, 等. 基于多模态特征图融合的红外热图像目标区域提取算法[J]. 红外与毫米波学报, 2019, 38(1): 125-132.
- ZHU L, ZHANG J, FU Y K, et al. Infrared thermal image ROI extraction algorithm based on fusion of multi-modal feature maps[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, 38(1): 125-132.
- [8] 李唐兵, 胡锦泓, 周求宽. 基于 Lévy 飞行的改进飞蛾扑火算法优化红外图像分割[J]. 红外技术, 2020, 42(9): 846-854.
- LI T B, HHU J H, ZHOU Q K. Improved Moth-flame optimization algorithm based on Lévy flight to optimize infrared image segmentation[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(9): 846-854.
- [9] 王硕禾, 巩方超, 古晓东, 等. 基于特征融合的变电设备类型及故障识别算法研究[J]. 铁道学报, 2021, 43(4): 95-100.
- WANG S H, GONG F C, GU X D et al. Research on types of substation equipment and fault identification algorithm based on feature fusion[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2021, 43(4): 95-100.
- [10] 赵庆生, 王雨滢, 王旭平, 等. 基于新型阈值选择方法的变电站红外图像分割[J]. 光学学报, 2019, 39(8): 109-116.
- ZHAO Q S, WANG Y Y, WANG X P, et al. Substation infrared image segmentation based on novel threshold selection method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(8): 109-116.
- [11] 于晓, 周子杰, Kamil Riha. 基于最小平均距离免疫算法的模糊红外图像分割 (英文) [J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(11): 3645-3652.
- YU X, ZHOU Z J, Kamil Riha. Blurred infrared image segmentation using new immune algorithm with minimum mean distance immune field[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2018, 38(11): 3645-3652.
- [12] Houssein Essam H, Helmy Bahaa El-din, Oliva Diego, et al. A novel black widow optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation[J]. *Expert Systems With Applications*, 2021, 167: 114159.
- [13] Kotaridis Ioannis, Lazaridou Maria. Remote sensing image segmentation advances: a meta-analysis[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2021, 173: 309-322.
- [14] 周子杰, 张宝峰, 于晓. 基于神经免疫生长可免域网络的红外光谱图像分割算法 (英文) [J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(5): 1652-1660.
- ZHOU Z J, ZHANG B F, YU X. Infrared spectroscopic image segmentation based on neural immune network with growing immune field[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2021, 41(5): 1652-1660
- [15] 朱莉, 赵俊, 傅应锴, 等. 一种红外热图像目标区域分割的深度学习算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(4): 107-114, 121.
- ZHU L, ZHAO J, FU Y K, et al. Deep learning algorithm for the segmentation of the interested region of an infrared thermal image[J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(4): 107-114, 121.
- [16] 黄鸿, 吕容飞, 陶俊利, 等. 基于改进 U-Net++ 的 CT 影像肺结节分割算法[J]. 光子学报, 2021, 50(2): 73-83.
- HUANG H, LV R F, TAO J L, et al. CT image lung nodule segmentation algorithm based on improved U-Net++[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(2): 73-83.
- [17] 王珏, 张秀英, 蔡玉芳, 等. 联合小波变换和 RSF 模型的 CT 图像分割方法[J]. 光学学报, 2020, 40(21): 57-65.
- WANG J, ZHANG X Y, CAI Y F, et al. CT image segmentation method combining wavelet transform and RSF model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 57-65.
- [18] Aldísio G Medeiros, Matheus T Guimarães, Solon A Peixoto, et al. A new fast morphological geodesic active contour method for lung CT image segmentation[J]. *Measurement*, 2019, 148: 1-13.
- [19] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [20] 何婷, 郭艳光, 辛春花. ACM 选择系统结合改进 Chan-Vese 模型的自适应图像分割方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2020, 34(2): 165-173.
- HE T, GUO Y G XIN C H. Adaptive image segmentation method using ACM selection system and improved Chan-Vese model[J]. *Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science)*, 2020, 34(2): 165-173.
- [21] 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.
- 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.