

基于改进 Lazy Snapping 算法的红外图像分割方法研究

张 莲, 李梦天, 余松林, 宫 宇, 杨洪杰
(重庆理工大学 电气与电子工程学院, 重庆 400054)

摘要: 针对红外图像含大量噪声以及对对比度低等特点, 提出一种结合快速模糊 C 均值聚类的改进 Lazy Snapping 分割方法。对红外图像使用快速模糊 C 均值聚类算法进行预分割, 通过形态学骨架提取的方法在图像中标记出目标和背景种子点, 将 Lazy Snapping 算法由全局分割转化为聚类区域分割, 并构造能量函数, 通过最小割算法求解能量函数的最小值并使分割效率得以提升, 减少了图像存在的过分割现象, 使 Lazy Snapping 算法由交互式算法变为非交互式算法, 实现了红外图像的自动分割, 提高了 Lazy Snapping 算法的实时性。通过对各类不同红外图像进行分割实验, 再与其他分割方法进行性能评价比较, 结果表明改进的算法具有良好的分割效果及较强的鲁棒性。

关键词: Lazy Snapping; 能量函数; 图像分割; 模糊 C 均值聚类

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2021)04-0372-06

An Infrared Image Segmentation Method Based on Improved Lazy Snapping Algorithm

ZHANG Lian, LI Mengtian, YU Songlin, GONG Yu, YANG Hongjie

(School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Considering that infrared images contain a considerable amount of noise and are of low contrast, an improved lazy snapping(LS) segmentation method combined with fast fuzzy C-means clustering is proposed. Infrared images are pre-segmented using a fast fuzzy C-means clustering algorithm, and the target and background seed points are marked in the image by the morphological skeleton extraction method. The LS algorithm is converted from global segmentation to cluster region segmentation, and an energy function is constructed. The minimum value of the energy function is solved by the minimum cut algorithm, and the segmentation efficiency is improved. The phenomenon of over-segmentation in the image is reduced, the LS algorithm is changed from an interactive algorithm to a non-interactive algorithm. Thus, the automatic segmentation of infrared images is realized, improving the real-time nature of the LS algorithm. By performing segmentation experiments on various infrared images and then comparing the proposed method's performance with that of other segmentation methods, the results show that the improved algorithm has a good segmentation effect and strong robustness.

Key words: Lazy Snapping, energy function, image segmentation, fuzzy C-means clustering

0 引言

图像分割指将图像分成各具特性的区域并提取出感兴趣目标的技术和过程, 它是由图像处理到图像分析的关键步骤, 是一种基本的计算机视觉技术, 也是进行特征提取和图像识别的基础^[1]。常用的图像分割方式主要基于阈值、边缘、区域、聚类等进行分割。

自然界中一切物体都会向外辐射能量, 通过红外

技术可以完成辐射能量的收集形成图像, 与可见光图像相比, 红外图像具有信噪比低、图像模糊且边缘不清晰等特点, 因此对红外图像的分割方法一直有着较高的要求^[2]。

为了更好地完成红外图像的分割, 文献[3]提出了一种基于 PCNN (pulse coupled neural network) 算法和类内绝对差法结合的分割方法, 优化了分割参数和阈值的选择。文献[4]提出了一种改进的蝙蝠算法, 通

收稿日期: 2020-07-08; 修订日期: 2020-07-15.

作者简介: 张莲 (1967-), 女, 重庆人, 教授, 硕士生导师, 主要从事远程测试与控制技术, 信号处理等方面的研究, E-mail: zh_lian@cqut.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金 (61402063)。

过空间信息熵快速搜索最优阈值进行分割, 提升了分割效果和效率。文献[5]提出了一种基于粒子群优化 Niblack 的分割方法, 能够快速搜索 Niblack 矩阵中最优分割阈值, 完成目标区域的提取。但是上述研究在红外图像分割中没能改善过分割以及欠分割现象, 使图像的边缘细节特征模糊甚至遗失, 导致分割结果不够理想。相比之下, Lazy Snapping 算法能实现红外图像的交互式半自动分割, 用户通过交互手段设置图像的前景和背景就能完成图像的分割, 近年来受到国内外研究人员的高度关注^[6]。

Lazy Snapping 算法是一种基于图论的分割算法, 对于存在噪声以及边界模糊不清的红外图像也能保证分割质量, 完成特征的提取。但分割算法需要通过交互手段手动设置前景背景点, 对种子点的选择敏感, 若种子点选择的数目位置不恰当会导致分割效果明显下降, 算法的特性决定了对用户的经验有一定要求, 且难以在实时性要求较高的场合使用。模糊 C 均值聚类算法 (fuzzy c-means, FCM) 虽然分割效果不如 Lazy Snapping 算法, 但能较好地将红外图像目标大致分割出来, 针对 Lazy Snapping 算法存在的问题, 本文采用快速模糊 C 均值聚类算法对红外图像进行预分割, 然后采用形态学运算为图割算法提供种子点, 实现了红外图像的自动分割^[7]。

1 图割算法及其改进

1.1 图割理论

图论是数学领域的分析方法, 将图像分为顶点和边进行研究。图割算法是基于图论的图像分割方法, 通过图中节点替换图像的像素, 有关系的节点用边联系起来, 完成图像到图的转换过程, 待分割的图像用一个无向图 $G=(V, E)$ 表示, V 和 E 分别表示顶点和边的集合^[8]。先将待分割的图像转化为图, 图像的像素转化为图中的顶点, 有关系的顶点用边连接起来, 每条边定义一个非负的权重, 权重越大, 表示两个节点之间联系越紧密, 相似度就越高^[9]。图的顶点分为由像素转化的普通顶点和终端顶点, 边分为普通顶点之间的连线 n -links 和普通顶点与终端顶点之间的连线 t -links^[10]。

在图割理论中, 算法的目标是让能量函数取值最小, 对应的分割情况是在目标与背景的背景进行分割, 图像分割消耗的能量可以表示为:

$$E(f) = R(f) + \lambda B(f) \quad (1)$$

式中: $E(f)$ 表示的是权值, 即分割消耗的能量; $R(f)$ 和 $B(f)$ 分别表示区域项和边界项; λ 表示区域项和边界项的重要因子, 决定它们在 $E(f)$ 所占权重的大小, 当 λ

等于 0 时, 说明 $E(f)$ 只与区域项有关^[11]。区域项 $R(f)$ 代表区域的属性, 将区域特征转换成数据表示出来, 因此也被称为数据项, 用来评价所有像素标记的情况, 表示为:

$$R(f) = \sum_{p \in V} D_p(f_p) \quad (2)$$

式中: $D_p(f_p)$ 表示将像素 p 标记为 f_p 需要加上的惩罚值, 通过像素 p 的灰度和给定目标的前景灰度直方图可以得出 $D_p(f_p)$ 能量项的权值, 计算中将初始定义的种子点作为目标和背景的采样, 计算公式如下:

$$D_p("obj") = -\ln \Pr(I_p | "obj") \quad (3)$$

$$D_p("bkg") = -\ln \Pr(I_p | "bkg") \quad (4)$$

式中: I_p 表示像素的亮度, 通过区域项能量的计算公式可以看出, 当像素 p 属于目标像素时, 将 p 标记为目标的惩罚值小, 同理当像素 p 属于背景像素时, 将 p 标记为背景的惩罚值小^[12]。

边界项 $B(f)$ 又称边界平滑项, 代表边界的属性, 用来评价 f 的非分段光滑程度, 表示为:

$$B(f) = \sum_{(p,q) \in N} V_{pq}(f_p, f_q) \quad (5)$$

式中: N 表示 4 邻域或者 8 邻域系统。其对应 Potts 模型的边界项可以表示为:

$$V_{pq}(f_p, f_q) = \omega_{pq} \times T(f_p \neq f_q) \quad (6)$$

$T(f_p \neq f_q)$ 的计算方式为:

$$T(f_p \neq f_q) = \begin{cases} 1 & f_p \neq f_q \\ 0 & f_p = f_q \end{cases} \quad (7)$$

ω_{pq} 通常由以下公式得到:

$$\omega_{pq} = e^{-(|I_p - I_q|^2 / 2\sigma^2)} \times \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \quad (8)$$

式中: $V_{pq}(f_p, f_q)$ 表示像素 p 和像素 q 不连续的惩罚值; I_p 、 I_q 表示像素 p 、 q 的亮度; $\text{dist}(p, q)$ 表示像素 p 、 q 之间的距离; σ 表示噪声干扰。通过边界项能量的计算公式可以看出, 如果两邻域像素亮度相近, 那么它同样属于目标或者同样属于背景的可能性就大, 此时被分割的可能性就小; 同理, 如果邻域像素亮度相差大, 此时被分割的可能性就大^[13]。

1.2 Lazy Snapping 算法

Lazy Snapping 算法是 2004 年由 Yin Li^[14] 提出的图割算法的改进, 该算法保留了经典图割算法在区域项和边界项的设定, 不过在分割时将区域项中需要计

算的像素点用像素块来代替。Lazy Snapping 算法的能量计算公式如下:

$$E(X) = \sum_{i \in V} E_1(x_i) + \lambda \sum_{(i,j) \in E} E_2(x_i, x_j) \quad (9)$$

式中: $E_1(x_i)$ 表示区域项像素块的能量; $E_2(x_i, x_j)$ 表示边界项相邻像素块的能量; λ 表示边界项的权重, λ 取较高值能使图像分割后区域更加整体, 取较低值能使图像分割后保留更多的细节信息。其中区域项的计算公式如下:

$$\begin{cases} E_1(x_i = 1) = 0, E_1(x_i = 0) = \infty, \forall i \in F \\ E_1(x_i = 1) = \infty, E_1(x_i = 0) = 0, \forall i \in B \\ E_1(x_i = 1) = \frac{d_i^F}{d_i^F + d_i^B}, E_1(x_i = 0) = \frac{d_i^B}{d_i^F + d_i^B}, \forall i \in U \end{cases} \quad (10)$$

式(10)表示区域项能量的计算方式, 其中 F 代表前景(目标)点的像素, B 代表背景点的像素, U 代表所有不受约束点的像素。Lazy Snapping 算法先把像素点转换成像素块, 然后将前景像素块标记为 1, 背景像素块标记为 0, d_i^F 表示像素块 i 到前景像素块的最短距离, 表示像素块到背景像素点的最短距离^[15]。Lazy Snapping 算法区域项计算方式与图割算法的区别在于 Lazy Snapping 算法能量计算方式更直观, 能量函数取值极端化, 若像素点属性标记错误会出现极大的误差。边界项的计算公式如下:

$$E_2(i, j) = \frac{|x_i - x_j|}{\varepsilon + \|C(i) - C(j)\|^2} \quad (11)$$

式中: $C(i)$ 、 $C(j)$ 表示相邻像素点 i 、 j 的亮度; ε 为调整参数(默认为 1), 当像素 i 和像素 j 亮度越相近, 能量函数就越大, 反之能量函数就越小, 即 i 、 j 亮度越相近, 分割就越困难。Lazy Snapping 算法边界项的计算方式与图割算法相近。

Lazy Snapping 算法跟图割算法能量计算原理相似, 不过 Lazy Snapping 算法是交互式分割算法, 需要用户设置目标和背景, 没能实现图像的自动分割, 难以完成实时性强的分割任务。

2 基于快速模糊 C 均值聚类的 Lazy Snapping 算法

2.1 均值滤波去噪算法

在红外图像的传输过程中, 由于内部和外部种种因素, 图像信息必然会受到或强或弱的噪声干扰, 噪声污染会损坏图像的质量, 覆盖图像的主要特征, 噪声的影响会直接导致图像处理后续工作的信息处理

出现偏差, 因此需要首先完成图像的去噪工作。

均值滤波是一种空间域去噪算法, 使用时先将图像转为二维矩阵, 采用线性方法, 使用邻近像素的灰度值平均整个窗口范围的像素值。设待处理的图像为 $u(i, j)$, 像素为 $N \times N$, 则均值滤波算法的计算方式如下^[16]:

$$v(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{(m,n) \in S} u(i, j) \quad (12)$$

式中: $i, j = 0, 1, 2, \dots, N-1$, S 表示像素点 (i, j) 邻域所有像素点的集合, 共有 M 个。均值滤波去噪通过把噪声密集处灰度的突变平均到周围所有像素点, 达到图像平滑的效果, 即使用原图像 $u(i, j)$ 周围像素点的灰度均值组成新图像 $v(i, j)$ 。均值滤波去噪计算速度快, 当高斯噪声分布越平滑时去噪效果越好。

2.2 快速模糊 C 均值聚类算法

FCM 是一种经典的图像分割算法, 图像中像素点的个数为 N , 则目标函数为:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^N (u_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (13)$$

式中: $V = \{v_1, v_2, \dots, v_C\}$ 代表聚类中心的集合; $x_k (1 \leq k \leq N)$ 表示图像第 k 个像素点; $U = \{u_{ik}\}$ 表示 $C \times V$ 维的模糊分类矩阵; u_{ik} 表示像素 x_k 属于 v_i 的隶属程度; m 表示加权指数, 直接影响像素的模糊程度和聚类结果。

由于图像的像素数量很多, 使用 C 均值聚类处理图像时计算量大, 迭代次数多, 考虑到图像的灰度级数为 0~255, 明显低于像素数量, 所以采用图像灰度级代替像素进行聚类可以明显减少迭代的计算量和次数^[17]。将图像进行灰度化处理, 统计灰度值得到灰度直方图 Hist, 用 $\text{Hist}(j)$ 表示灰度值为 j 的像素数

目, 其中 $\sum_{j=0}^{255} \text{Hist}(j) = n$ 。

文献[18-20]提出了一种改进的快速模糊 C 均值聚类(fast fuzzy c-means, FFCM)算法, 在图像预分割前先对灰度直方图 Hist 进行高斯曲线拟合, 选出其中的极大值点作为图像的初始聚类中心, 从而加快 FCM 的计算速度。改进的快速模糊 C 均值聚类(FFCM)算法的目标函数:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=0}^{255} \text{Hist}(j) u_{ij}^m \|j - v_i\|^2 \quad (14)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=0}^{255} u_{ij}^m \text{Hist}(j) j}{\sum_{j=0}^{255} u_{ij}^m \text{Hist}(j)} \quad (15)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_k - v_i\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (16)$$

改进的 FFCM 算法计算流程如下:

- ①设置迭代次数 T , 聚类中心 c 的数目, 参数 m 的值以及迭代收敛的条件参数 ε ;
- ②对灰度直方图 $Hist$ 进行高斯曲线拟合, 选取其中 c 个极大值点组成图像的初始聚类中心 V ;
- ③通过式(15)计算聚类中心的 v_i 的;
- ④通过式(16)计算隶属度 u_{ij} ;
- ⑤当满足迭代收敛条件 $|J^{(k+1)} - J^{(k)}| < \varepsilon$ 或者算法

迭代次数 $k > T$ 时, 算法结束, 否则返回步骤④。

2.3 非交互式 Lazy Snapping 算法

针对标准 Lazy Snapping 算法存在的过分割现象以及需要人工设置目标点和背景点的问题, 首先对需要分割的图像进行均值滤波去噪处理, 完成去噪的图像采用 FFCM 算法进行预分割, 即先用 FFCM 算法对图像进行聚类, 将图像分为几个不同的聚类中心, 再通过形态学骨架提取获得合适的种子点。经过图像预分割实现 Lazy Snapping 算法的非交互式分割。本文的算法步骤如图 1 所示。

3 实验过程与结果

本文实验的硬件环境为 i5 8400 六核六线程处理器, 16GB 内存; 软件环境为 Matlab 2019a 版。选择了 3 种不同类型的红外图像作为研究对象, 基于全局的阈值分割算法对红外图像分割效果精度高, 在图像分割中应用较为广泛, 为了更好地体现出算法的特征, 对相同的图像分别采用基于全局的阈值分割算法、标准的 Lazy Snapping 算法和本文算法进行对比实验。对于图像分割效果的优劣仅凭肉眼无法准确区分, 常用的图像分割评价指标有像素准确性 (pixel accuracy, PA)、均像素精度 (mean pixel accuracy, MPA)、并交比 (intersection over union, IOU) 和假阳性率 (false positive rate, FPR)。像素准确性是用正确分类的像素除以总的像素, 均像素精度是先将整个图片分为多个区域, 计算每个区域正确分类像素的比例, 再计算所有区域的平均值。相比 PA 和 MPA, IOU 和 FPR 对图像分割效果的评价更为客观准确, 因此图像分割的性能指标采用 IOU 和 FPR, IOU 和 FPR 计算方式如下:

$$IOU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (17)$$

$$FPR = \frac{A - (A \cap B)}{A \cup B} \quad (18)$$

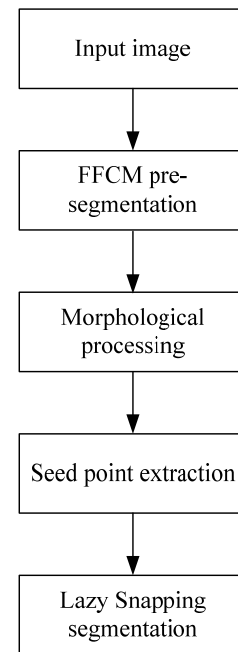


图 1 本文算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart in this paper

式中: A 为完成分割后的图像; B 为标准的参考图像; A 和 B 相似度越高, 即 IOU 越大, 表示分割效果越理想; 同理, 若 A 和 B 相似度越低, 即 FPR 越大, 表示分割效果越差, 各类红外图像的分割效果如图 2~图 4 所示。



(a) 红外图像
(a) Infrared image



(b) 全局阈值分割
(b) Global threshold segmentation



(c) 标准 Lazy Snapping
(c) Standard Lazy Snapping



(d) 本文算法

(d) The algorithm of this paper

图 2 隔离开关红外图像

Fig.2 Infrared image of isolation switch

从图 2~图 4 中可以看出, 本文算法的分割效果与全局阈值分割算法以及标准 Lazy Snapping 算法相比, 分割结果轮廓清晰没有阴影, 图像完整, 没有出现丢失关键信息的现象, 对于图像的边缘特征也保留

了更多细节，而且目标区域边界光滑，满足图像分割的要求。为了更直观、公平地比较各算法的性能，表1为使用不同算法分割红外图像的 IOU 和 FPR，表2为 Lazy Snapping 算法实现非交互式工作后与标准 Lazy Snapping 算法的运行时间对比，其中没有包含标准 Lazy Snapping 算法交互式设置目标点和背景点的时间。

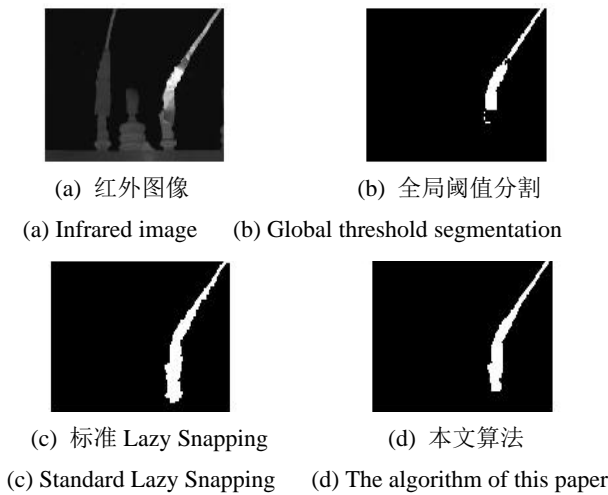


图3 出线端红外图像

Fig. 3 Infrared images at the outlet

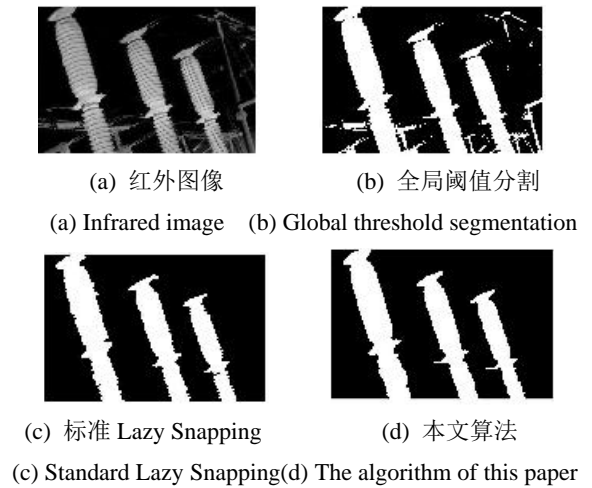


图4 断路器红外图像

Fig.4 Circuit breaker infrared image

表1 各类红外图像分割效果

Table 1 Various infrared image segmentation effects

Image type	Global threshold segmentation		Standard Lazy Snapping		The algorithm of this paper	
	IOU	FPR	IOU	FPR	IOU	FPR
Isolation switch	0.8551	0.1177	0.9553	0.0199	0.9765	0.0170
Outlet	0.6037	0.3961	0.8993	0.0935	0.9384	0.0613
Circuit breaker	0.8413	0.0361	0.9353	0.0558	0.9412	0.0531

表2 算法运行时间比较

Table 2 Comparison of algorithm running time

Image type	Standard Lazy Snapping	The algorithm of this paper
Isolation switch	1.0723	1.1319
Outlet	0.9756	1.0170
Circuit breaker	0.9862	0.9733

4 结束语

提出了一种基于图割理论的改进 Lazy Snapping 算法，引入快速模糊 C 均值聚类算法对红外图像进行预分割，并通过形态学骨架提取的方法在预分割的图像中提取种子点用于 Lazy Snapping 算法，提升了分割效率和分割精度。通过分割效果、分割准确率和分

割时间三方面评价该算法。实验结果从两方面反映出算法的性能，从分割效果和准确度方面分析，本文算法在实现 Lazy Snapping 算法非交互式工作的前提下，保证了算法本身的优点，能够将目标区域完整地背景提取出来，完成分割的图像信息完善，较好地保留了边缘特征细节，对于原算法存在的过分割问题也有一定的改善；从分割时间方面分析，本文算法新增的预分割环节并没有使算法计算时间增加太多，因此可以应用于实时性要求较高的红外图像分割场合。

从表1可以看出，本文算法完成图像分割后的 IOU 高于对比算法，且 FPR 低于对比算法，说明本文算法的分割准确率更高，对于标准 Lazy Snapping 算法存在的过分割现象也有一定的改善，在分割效果以及精度方面有明显改进。从表2可以看出，本文算法增加的预分割环节并没有影响算法整体的运行速度，保证了算法能使用在实时性要求较高的场合。

割时间三方面评价该算法。实验结果从两方面反映出算法的性能，从分割效果和准确度方面分析，本文算法在实现 Lazy Snapping 算法非交互式工作的前提下，保证了算法本身的优点，能够将目标区域完整地背景提取出来，完成分割的图像信息完善，较好地保留了边缘特征细节，对于原算法存在的过分割问题也有一定的改善；从分割时间方面分析，本文算法新增的预分割环节并没有使算法计算时间增加太多，因此可以应用于实时性要求较高的红外图像分割场合。

参考文献:

[1] Rafael C. 数字图像处理的 MATLAB 实现[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
Rafael C. MATLAB Implementation of Digital Image Processing[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.

[2] 张锦文. 变电站电气设备红外图像分割方法研究[D]. 北京: 华北电

- 力大学, 2018.
- ZHANG Jinwen. Research on Infrared Image Segmentation Method of Electrical Equipment in Substation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [3] 徐鹏飞, 张菁, 尹腾飞, 等. 基于改进 PCNN 算法的电力设备图像分割研究[J]. *智能计算机与应用*, 2019, **9**(3): 59-62, 68.
- XU Pengfei, ZHANG Jing, YIN Tengfei, et al. Research on image segmentation of power equipment based on improved PCNN algorithm[J]. *Intelligent Computers and Applications*, 2019, **9**(3): 59-62, 68.
- [4] 王智杰, 牛硕丰, 刘相兴, 等. 蝙蝠算法优化二维熵的变电设备红外图像分割应用研究[J]. *电子设计工程*, 2018, **26**(18): 83-87.
- WANG Zhijie, NIU Shuofeng, LIU Xiangxing, et al. Application research on infrared image segmentation of substation equipment based on bat algorithm to optimize two-dimensional entropy[J]. *Electronic Design Engineering*, 2018, **26**(18): 83-87.
- [5] 李鑫, 崔昊杨, 霍思佳, 等. 基于粒子群优化法的 Niblack 电力设备红外图像分割[J]. *红外技术*, 2018, **40**(8): 780-785.
- LI Xin, CUI Haoyang, HUO Sijia, et al. Niblack power equipment infrared image segmentation based on particle swarm optimization method[J]. *Infrared Technology*, 2018, **40**(8): 780-785.
- [6] 樊淑炎, 丁世飞. 基于多尺度的改进 Graph cut 算法[J]. *山东大学学报: 工学版*, 2016, **46**(1): 28-33.
- FAN Shuyan, DING Shifei. Improved graph cut algorithm based on multi-scale[J]. *Journal of Shandong University: Engineering Edition*, 2016, **46**(1): 28-33.
- [7] Boykov Y, Funka L G. Graph cut and efficient N-D image segmentation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **70**(2): 109-131.
- [8] 郑加明, 陈昭炯. 局部颜色模型的交互式 Graph-Cut 分割算法[J]. *智能系统学报*, 2011, **6**(4): 318-323.
- ZHENG Jiaming, CHEN Zhaojiong. Interactive graph-cut segmentation algorithm of local color model[J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2011, **6**(4): 318-323.
- [9] 刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. *自动化学报*, 2012, **38**(6): 911-922.
- LIU Songtao, YIN Fuliang. Image segmentation method based on graph cut and its new development[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(6): 911-922.
- [10] Kohli P, Torr P. Dynamic graph cuts for efficient inference in markov random fields[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, **29**(12): 2079-2008.
- [11] 周兵, 韩媛媛, 徐明亮, 等. 快速非局部均值图像去噪算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2016, **28**(8): 1260-1268.
- ZHOU Bing, HAN Yuanyuan, XU Mingliang, et al. Fast non-local mean image denoising algorithm[J]. *Journal of Computer Aided Design and Graphics*, 2016, **28**(8): 1260-1268.
- [12] LAN Rong, FAN Jiulun, LIU Ying, et al. Image thresholding by maximizing the similarity degree based on intuitionistic fuzzy sets[C]//*Quantitative Logic and Soft Computing*, Hangzhou, 2016: 631-640.
- [13] KAPIL S, CHAWLA M, ANSARI M D. On K-means data clustering algorithm with genetic algorithm[C]//*Fourth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing*, 2016: 202-206.
- [14] LI Yin, SUN Jian, TANG Chi-Keung, et al. Lazy snapping[J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2004, **23**(3): 303-308.
- [15] BAI X, CHEN Z, ZHANG Y, et al. Infrared ship target segmentation based on spatial information improved FCM[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, **46**(12): 3259-3271.
- [16] LIN K, HUNG K, LIN C. Rule generation based on novel kernel intuitionistic fuzzy rough set model[J]. *IEEE Access*, 2018(6): 11953-11958.
- [17] KAUSHAL M, SOLANKI R, LOHANI Q M D, et al. A novel intuitionistic fuzzy set generator with application to clustering[C]//*2018 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Piscataway*, 2018: 1-8.
- [18] ZHAO F. FCM clustering with non local-spatial information for noisy image segmentation[J]. *Frontiers of Computer Science in China*, 2011, **5**(1): 45-56.
- [19] CHEN S C, ZHANG D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2004, **34**(4): 1907-1916.
- [20] 李云松, 冯玉东, 张国锋. 基于快速模糊 C 均值聚类的图像粗集分割[J]. *兰州理工大学学报*, 2013, **39**(1): 92-96.
- LI Yunsong, FENG Yudong, ZHANG Guofeng. Image rough set segmentation based on fast fuzzy C-means clustering[J]. *Journal of Lanzhou University of Technology*, 2013, **39**(1): 92-96.