

基于改进 Live-Wire 算法的无人机遥感影像标注

崔红霞, 陈丽君, 赵昊罡

(渤海大学 信息科学与技术学院, 辽宁 锦州 121010)

摘要: 标签的制作是深度学习应用的关键步骤, 为了克服无人机平台的复杂运动、光照条件不足、地物轮廓复杂等导致遥感影像的地物轮廓提取和标注的难点, 文中提出一种改进的 Live-wire 算法并用于无人机遥感影像的典型地物的标签标注; 通过改进模糊隶属度函数克服了 Pal-King 隶属函数灰度覆盖空间不足的缺陷并结合双阈值方法实现边缘点的提取, 以改进的 Pal-King 的模糊边缘检测方法替代 Live-Wire 算法的拉普拉斯边缘提取方法; 通过增加节点之间梯度幅值的变化特征优化代价函数, 以提高 Live-Wire 算法的轮廓跟踪的连续性; 大量的对比实验证明, 相较于传统方法, 改进的 Live-Wire 方法的轮廓提取和跟踪的稳健性、效率更高。

关键词: 样本标签; 轮廓提取; Live-Wire; Pal-King 模糊隶属度; 深度学习

Annotation Method of UAV Remote Sensing Images Based on Proposed Live-Wire Algorithm

CUI Hongxia, CHEN Lijun, ZHAO Haogang

(Department of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou 121010, China)

Abstract: Sample annotation is the key step in the applications of deep learning. In order to solve labeling problems of typical ground objects in UAV remote sensing images caused by the complex motion of UAV platform, insufficient illumination and complexity of object contours. In this paper, an improved live-wire algorithm was proposed and applied into image annotation of typical objects in UAV remote sensing images. The traditional Pal-King fuzzy edge detection method was improved by proposing a fuzzy membership function to overcome defects in gray coverage of traditional PAL-King membership function and the double threshold method was used to extract edge points. Moreover, the proposed fuzzy edge detection method was used to replace the Laplace edge detection algorithm in traditional live-wire method. The cost function was further optimized by increasing change characteristics of gradient amplitude between nodes to improve performance and continuity of edge detection and contour tracking. A large number of experiments show that the proposed method can detect and track object contours of UAV images with higher robustness and efficiency than that of traditional methods.

Keywords: sample annotation; contour extraction; Live-Wire; Pal-King fuzzy membership; deep learning

0 引言

随着人工智能技术的发展, 深度学习在遥感影像自动解译领域的应用发展迅速。在深度学习算法中, 大量的训练数据标注是其得到最优检测模型的保证。目前, 遥感数据标注方法主要分为两类^[1]: 一类是基于人工交互的数据标注, 主要利用离线和在线标注工具。另一类是自动数据标注方法, 如张钢等人^[2]提出一种基于多示例多标签学习的图像自动标注框架, 在此基础上提出一种基于贝叶斯学习的多示例多标签稀疏集成算法。

显然, 自动标注方法仍然依赖于一部分人工标注的数据集, 人工标注在深度学习的领域仍然是必不可少的环节。

目前, 应用广泛的在线或者离线交互标注工具, labelme^[3]以及 labeling^[4], 以用户交互图像分割的方式, 将一张图片中的目标物体分割出来, 即用户通过点击设置一些前景和背景的标注点, 生成包含目标区域的多边形顶点, 适用于边界规则的目标轮廓提取和标注; 但对于遥感影像非规则自然地物目标区域, 人机交互图像分割存在工作量大, 轮廓定位不准确的难题。

目前, 人机交互的图像分割算法分为两大类, 一类是主动轮廓模型方法^[5-9], 使用户提供的初始轮廓沿能量降低的方向迭代演化到理想的目标轮廓上, 完成图像分割, 这类算法需要给出初始的轮廓, 但对于特别复杂目标迭代的

收稿日期: 2021-02-03; 修回日期: 2021-03-15。

基金项目: 自然资源部测绘科学与地球空间信息技术重点实验室开放研究基金课题(2020-02-04); 辽宁省教育厅重点攻关项目(202000204)。

作者简介: 崔红霞(1969-), 女, 辽宁锦州人, 博士后, 教授, 主要从事无人机低空遥感和深度学习方向的研究。

引用格式: 崔红霞, 陈丽君, 赵昊罡. 基于改进 Live-Wire 算法的无人机遥感影像标注[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(9): 182-186.

分割结果往往不能达到要求; 另一类为基于动态规划图搜索算法^[10-11], 图搜索算法不通过迭代初始轮廓降低能量的方式, 而是通过分步优化能量函数获得边界, 需要在全图范围内寻找优化的边界。Live-wire 算法是一种经典的动态规划图搜索算法, 由 Eric N. Mortensen^[12] 等人提出, 广泛地应用在图像分割^[13] 中。文献 [14] 研究基于 BSP 和动态规划的大规模空域扇区划分的方法, 该文将二叉空间分割算法结合动态规划方法, 通过阶段动态搜索的二叉空间分割算法, 保证结果的最优性。文献 [15] 研究的带浮动锚的 Live-Wire 交互式分段技术, 通过基于特定图元设计 4 种新颖的 Live-Wire 交互来尝试这种新的灵活性: 绘画, 捏, 概率和拾取锚, 分析这种方法的计算方面, 并提供了可行的解决方案来减少时间复杂度。

对于轮廓比较平滑、信噪比高的目标, 文献 [16-17] 的方法可以获得比较好的效果, 但无人机遥感影像信噪比低、自然地物边界复杂且不规则, 传统的 Live-wire 算法往往不能准确地定位地物边界。本文将交互式 Live-wire 算法^[18] 引入深度学习的样本标注, 通过改进 Pal-King^[19-21] 模糊边缘检测方法以及优化 Live-wire 算法代价函数的方法以提高地物边界的跟踪精度和效率, 并通过大量样本的标注实验验证本文的算法。

1 传统 live-wire 的人机交互图像分割方法

传统 Live-Wire 算法是将整个图像看成一个加权有向图^[22], 图像中每个像素为图的一个节点, 并且每个节点都被赋予不同代价值, 相邻像素之间有一条加权有向边, 在边上定义一个代价函数, 然后通过图搜索算法结合动态规划, 找连通图^[23] 中两点之间的最短路径, 两点之间的最短路径当作物体的边界。其关键在于代价函数的建立和最短路径的生成。

1.1 代价函数的建立

代价函数的计算方法有多种, 由于图像最短路径的代价与边缘特征有密切关系, 边缘特征越显著的像素点, 代价越低, 使得最短路径的路线更容易贴合待标注区域的轮廓边缘。因此, 局部代价函数通常由边缘特征构造, 如公式 (1) 所示:

$$L(p, q) = w_z f_z(q) + w_G f_G(q) + w_D f_D(p, q) \quad (1)$$

其中: p 为 q 的 8 邻域内的相邻点, $f_z(q)$ 为拉普拉斯交叉零点值、 $f_G(q)$ 为像素点梯度值、 $f_D(p, q)$ 为像素点梯度方向, w_z, w_G, w_D 为权值, 根据文献 [12] 所提出的方法, 将其分别设置为 0.43, 0.43, 0, 14:

拉普拉斯交叉零点代价值 $f_z(q)$ 如公式 (2) 所示:

$$f_z(q) = \begin{cases} 0 & \text{if } I_L(q) = 0 \\ 1 & \text{if } I_L(q) \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中: $I_L(q)$ 是图像像素点 q 的拉普拉斯值, 图像的拉普拉斯二阶零交叉点对应最大 (最小) 的梯度幅值, 代表边缘特性并且它有较低的局部代价值。

像素点梯度值:

令 I_x, I_y 分别表示 x, y 方向的梯度, 则梯度幅值 G 如公式 (3) 所示: 梯度幅值越大, 边缘点特征越明显, 路径代价越低, 令 f_G 如公式 (4) 所示:

$$G = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (3)$$

$$f_G = \frac{\max(G) - G}{\max(G)} = 1 - \frac{G}{\max(G)} \quad (4)$$

其中: G 为像素点梯度幅值, $\max(G)$ 为像素点邻域内拥有最大梯度幅值的点, 若 q 是 p 的对角邻点则 $f_G(q) = f_G$; 若 q 是 p 的水平或垂直邻点则 $f_G(q) = f_G / \sqrt{2}$ 。

像素点梯度方向代价:

梯度方向代价函数起到边缘平滑作用, 边界变化剧烈处将设置较高代价, 如公式 (5) 所:

$$f_D(p, q) = \frac{2}{3\pi} \{ \text{acos}[d_p(p, q)] + \text{acos}[d_q(p, q)] \} \quad (5)$$

令: $d_p(p, q) = D'(p) \cdot L_{(p,q)}$; $d_q(p, q) = D'(q) \cdot L_{(p,q)}$

$D'(p) = (I_y(p), -I_x(p))$; $D'(q) = (I_y(q), -I_x(q))$

$$L(p, q) = \frac{1}{\|p - q\|} \begin{cases} q - p; & \text{if } D'(p) \cdot (q - p) \geq 0 \\ p - q; & \text{if } D'(p) \cdot (q - p) < 0 \end{cases}$$

其中: $\|p - q\|$ 表示范数, 是两个向量差的平方和再开根; $I_x(p), I_y(p), I_x(q), I_y(q)$ 分别为 p, q 点 x, y 方向梯度, p, q 分别表示 p, q 点的坐标向量。

1.2 最短路径方法

传统 Live-wire 算法结合人机交互^[24], 确定开始种子点, 最后利用数据结构中的 Dijkstra 最短路径算法, 计算出图像中 8 邻域内所有像素点到种子点 seed point 的最小代价路径并确定下一个边缘种子点; 人机交互更换种子点, 重新进行最小代价路径的计算, 多次重复以上步骤, 自动提取目标区域轮廓线;。由于最短路径的代价与边缘特征有密切关系, 边缘特征越显著的像素点, 代价越低, 目标轮廓边缘越精确。利用 Dijkstra 算法^[25-26] 进行最小代价路径搜索的流程图如图 1 所示。

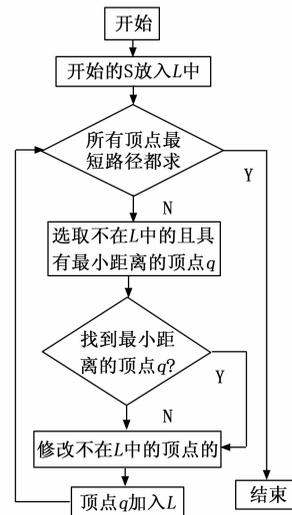


图 1 Dijkstra 算法流程图

2 改进的 Live-wire 地物轮廓提取方法

传统的 Live-wire 方法代价函数涵盖了边缘点特征、边缘点梯度幅值的特征、节点之间梯度方向的变化特征^[27-28]。受飞行平台复杂运动、光照条件的影响，无人机遥感图像的边缘质量下降。传统的拉普拉斯算子^[29]用作此类图像的边缘检测时，容易导致边缘不连续以及假性边缘，抗噪性较差^[30]。本文改进模糊边缘检测^[31]方法并替代 Live-wire 算法中的拉普拉斯交叉零点边缘提取；另一方面通过增加节点之间梯度幅值的变化特征优化代价函数，提高算法的抗噪性能并平滑边界。

2.1 基于改进 PAL-King 算法的边缘提取

Pal 和 King 提出的模糊边缘，即 Pal 算法^[19-20]是基于模糊理论的模糊边缘检测算法。其主要思想是通过模糊隶属度函数将图像映射到模糊空间，利用模糊空间的增强运算，提高影像边缘附近像素灰度的对比度，再利用逆变换实现模糊特征空间到图像空间域的转换，在空间域内仅需通过简单的“min”或“max”算子实现边缘提取。为克服传统 Pal 算法隶属度函数复杂且原图像中相当多的灰度值被切削的问题，以及隶属度函数中的参数设置没有理论指导规则，随机性大等问题，本文改进了传统的 Pal-King 模糊边缘检测法，具体算法步骤如下：

1) 定义新的隶属度函数：

$$F(x_{ij}) = \log_2 \left(1 + \left(\frac{x_{ij} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right)^{F_e} \right) \quad (6)$$

其中： $x_{\min} \leq x_{ij} \leq x_{\max}$ ， x_{\min} 为最小灰度级； x_{\max} 为最大灰度级；令 $P_{ij} = F(x_{ij})$ ， P_{ij} 为模糊隶属度值； $F_e > 2$ 。显然，整幅图像的隶属度值域为 $[0, 1]$ 弥补了 Pal King 算法值域为 $(a, 1]$ ($a > 0$)^[30-31] 导致低灰度值被硬性切削的问题。

2) 融合 Otsu 算法的模糊空间增强方法：

传统的 Pal-King 算法将模糊空间的分割阈值（渡越值）设定为 0.5，小于 0.5 的模糊隶属度被压缩，大于 0.5 的模糊隶属度被拉伸，以实现模糊空间的非线性增强。为克服传统 Pal-King 固定分割阈值带来的随机增强误差，本文以 Otsu 算法获取图像空间域的最佳分割阈值 x_c ，并计算模糊空间的渡越值 $P_c = F(x_c)$ ；进一步定义模糊增强算子如式 (7)：

$$T_r(P_{ij}) = a \frac{P_{ij}^2}{P_c} + b \frac{2P_{ij} - P_{ij}^2 - P_c}{1 - P_c} \quad (7)$$

其中：若 $0 \leq P_{ij} \leq P_c$ ，则 $a = 1, b = 0$ ；若 $P_c < P_{ij} \leq 1$ ，则 $a = 0, b = 1$ 。

利用式 (8) 进行迭代运算：

$$P'_{ij} = T_r(P_{ij}) = T_1(T_{r-1}(P_{ij})) \quad r = 1, 2, 3 \quad (8)$$

一般 r 取 3。

3) 模糊特征空间转换到图像空间域：对 P'_{ij} 做逆变换，获得模糊增强后的影像像素 P'_{ij} 的灰度值为 x'_{ij} ，如式 (9) 所示：

$$x'_{ij} = G^{-1}(P'_{ij}) = x_{\min} + (x_{\max} - x_{\min}) [(2P'_{ij})^{1/F_e} - 1]^{1/F_e} \quad (9)$$

4) 结合梯度双阈值法^[32]，提取模糊增强后的图像边缘特征，替代公式 (1) 的代价函数的第一项：如式 (10) 所示，令 $low, high$ 为通过灰度直方图统计方法自动获取的低阈值以及高阈值， t_q 为当前点的梯度值， t_p 当前点 8 邻域内任意像素点梯度值。

$$f_z(q) = 1, t_q > high \quad || \quad t_p > high; f_z(q) = 0, \text{if } t_q < low \quad (10)$$

综上，通过改进模糊边缘检测方法并替代 Live-wire 算法中的拉普拉斯交叉零点边缘提取，抑制传统的拉普拉斯算子^[23]遥感图像边缘特征提取的不足。

2.2 优化的代价函数

设优化后的代价函数为：

$$L(p, q) = \omega_z f_z(q) + \omega_G f_G(q) + \omega_D f_D(p, q) + \omega_T f_T(p, q) \quad (11)$$

其中： $\omega_z, \omega_G, \omega_D, \omega_T$ 根据文献 [12] 设为 0.35, 0.35, 0.15, 0.15。

$f_z(q), f_G(q), f_D(p, q)$ 分别如公式 (10)、(4)、(5) 所示，分别描述拉普拉斯交叉零点值、像素点梯度值、像素点梯度方向。为了进一步抑制边缘提取的不连续性并提高边缘提取的平滑性，通过增加梯度变化特征改进代价函数。

本文令 $f_T(p, q)$ 表示节点 p, q 之间的梯度幅值变化特征， q 节点为 p 节点邻域内像素点，如果节点 p, q 的梯度幅值变化越剧烈， $f_T(p, q)$ 较小，路径代价越小，反之较大。本文提出的 $f_T(p, q)$ 如公式 (12) 所示：

$$f_T(p, q) = 1 - 1/e^{|G_p - G_q|} \quad (12)$$

其中： $G(p), G(q)$ 分别为 p 点和 q 点的梯度幅值，分别为公式 (13)：

$$G(p) = \sqrt{I_x(p)^2 + I_y(p)^2}, G(q) = \sqrt{I_x(q)^2 + I_y(q)^2} \quad (13)$$

3 实验结果与分析

以 400 幅 $512 * 512$ 像素无人机遥感影像的地物标注（每类地物 100 幅）为例。标签标注工具 labelme、传统 Live-wire 方法和本文所述方法分别定义为方法 I、II、III；利用 3 种方法分别进行无人机遥感影像裸露地、建筑物、水体、农作物 4 类复杂典型地物的标注。如图 3~6 所示，Label 标注工具通过多边形逼近曲线，地物提取的精度和效率完全依赖于构造轮廓多边形的人工操作。传统 Live-wire 方法则利用拉普拉斯地物边缘提取算法、传统代价函数、最小路径跟踪方法人机交互提取地物的轮廓，在边缘符合度以及效率上都优于标注工具，但基于 Live-wire 算法的标注需要较多的人工交互、存在边缘不完全、断点以及欠平滑的锯齿情况。对比传统 Live-wire 算法，应用改进的 Live-wire 算法的轮廓提取的边缘平滑且锯齿现象大量减小，轮廓提取的自动化程度和效率更高。

为定量评价样本标注的稳健性和效率，分别利用方法 II 和方法 III 重复提取 (n 次) 400 幅地物的封闭轮廓，计算

每类地物标注面积的中误差, 如表 1 所示: 传统的 Live-wire 算法自动化程度低、其标注受人为选取的特征点的影响大、稳健性较差。本文改进的方法的样本标注的稳健性、自动化程度更高。假如有 n 次观测提取, 则标注算法的中误差可按式 (14) 计算。

$$\bar{\sigma}_{k,w} = \frac{1}{m} \sum_{l=1}^m \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (s_{k,w,l,j} - \bar{s}_{k,w,l,j})^2} \quad (14)$$

其中: $\bar{\sigma}_{k,w}$ 为第 k ($k = 2, 3$) 种方法的第 w 类 ($w = 1, 2, 3, 4$ 地物, 依次为裸露地、建筑物、水体、农作物) 样本标注中误差的均值, $\bar{s}_{k,w,l,j}$ 为第 l 个样本 n ($n = 10$) 次提取的封闭区域的面积均值, 为第 l ($l = 1, 2, \dots, 100$) 个样本第 j ($j = 1, 2, \dots, n$) 次提取的封闭区域的面积。

直观的从标注图像可以看出, 如图 2 所示, 改进后边缘更加连续、完整, 噪声^[33]影响减少改进后的边缘更加平滑, 锯齿现象减少。用改进的 Live-Wire 算法完成轮廓提取, 沿着顺时针方向构建轮廓边界点序列, 结合曲线积分区域填充算法^[23,34], 以不同色 (根据分类选择) 填充区域, 完成目标标注。

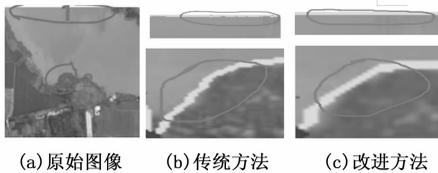


图 2 传统代价函数与优化代价函数的标注

表 1 方法 II 和方法 III 样本标注稳健性分析

区域	方法 II(pixel)	方法 III(pixel)
	标准差	标准差
裸露地	37.019	7.500
建筑物	53.546	3.210
水域	30.007	2.760
田地	3.540	2.510

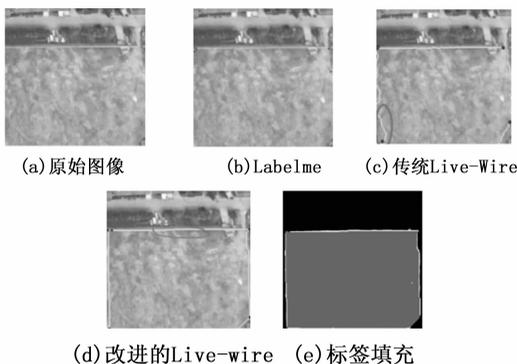


图 3 裸露地样本局部标注对比

4 结束语

标签的制作是深度学习训练学习模型的关键步骤, 针对高分辨率航空影像地物复杂、纹理丰富、背景噪声以

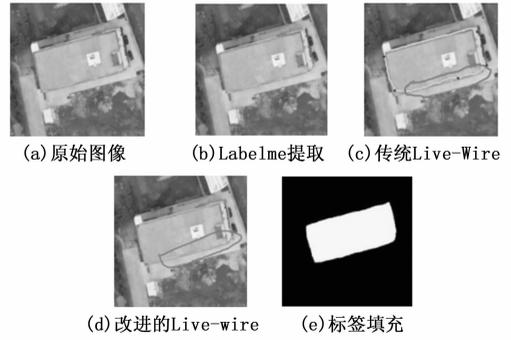


图 4 建筑物样本局部标注对比

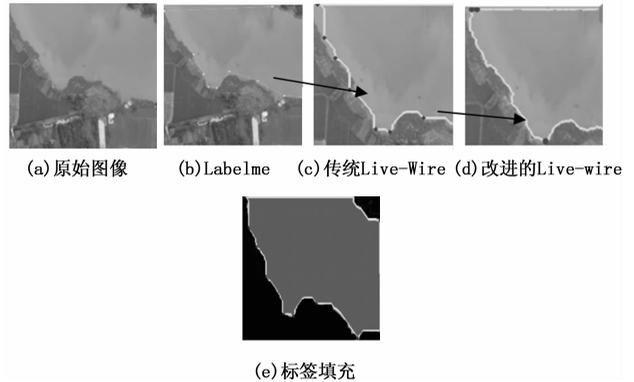


图 5 水体样本局部标注对比

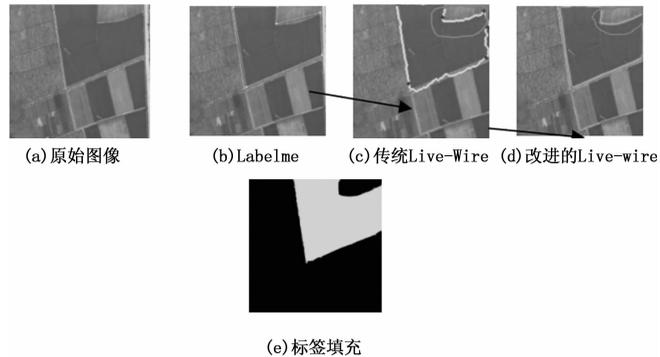


图 6 耕地样本局部标注对比

及密度大、且可能存在模糊的边缘特性的特点, 改进已有的 Live-wire 半自动轮廓提取算法, 提高其边缘提取的连续性、抗噪性和平滑性。首先, 通过改进模糊隶属度函数克服了 Pal-King 隶属函数可能的灰度覆盖空间不足的缺陷并结合双阈值方法实现边缘点的提取, 以改进的 Pal-King 的模糊边缘检测方法替代 Live-Wire 算法的拉普拉斯边缘提取方法。其次, 通过增加节点之间梯度幅值的变化特征优化代价函数, 以提高 Live-Wire 算法的轮廓跟踪的连续性。对比实验证明, 本文所述的方法 (称为方法 III) 传统的 Live-Wire 方法 (称为方法 II) 的轮廓跟踪的边缘贴合度和自动化程度都优于传统的标注工具 (Labelme、LabelImg)。但本文所述方法的稳健性和自动化程度优于传统的

Live—Wire 轮廓提取和跟踪方法。利用该方法,项目组正在进行无人机低空遥感影像海量样本集和样本标注工作的研究。

参考文献:

- [1] 蔡 莉, 王淑婷, 刘俊晖, 等. 数据标注研究综述 [J]. 软件学报, 2020, 31 (2): 302-320.
- [2] 张 钢, 钟 灵, 黄永慧. 一种病理图像自动标注的机器学习方法 [J]. 计算机研究与发展, 2015, (9): 2135-2144.
- [3] RUSSELL B C, TORRALBA A, MURPHY K P, et al. LabelMe: A Database and Web—Based Tool for Image Annotation [J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77 (1-3), 157-173.
- [4] 陶 磊, 洪 韬, 钞 旭. 基于 YOLOv3 的无人机识别与定位追踪 [J]. 北京科技大学学报, 2020, 42 (4): 463-468.
- [5] 刘冬梅, 常发亮. 结合 Retinex 校正和显著性的主动轮廓图像分割 [J]. 光学精密工程, 2019, 27 (7): 1593-1600
- [6] HOU Y Q, Hu H W, ZHAO F J, et al. Influence of Active Shape Model Segmentation Method on Optical Reconstruction [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (2): 21-100.
- [7] 林喜兰, 陈秀宏, 肖林云. 基于区域混合活动轮廓模型的医学图像分割 [J]. 计算机科学, 2016, 43 (4): 303-307.
- [8] 邢予权, 潘今一, 王 伟, 等. 基于语义分割与迁移学习的手势识别 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (4): 196-199.
- [9] CHENG D, He S, Shi D, et al. The Level Set Method Based on Bregman Divergence and RSF Model for Image Segmentation [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50 (5): 52-59.
- [10] 张向阳, 高 亮, 文 龙, 等. 基于禁忌搜索和大邻域搜索的混合算法求解车辆排序问题 (英文) [J]. 中南大学学报, 2018, 25 (2): 315-330
- [11] 赵 俊, 包丛笑, 李 星. 软件定义网络中低成本流量数据采集算法 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2019, 59 (2): 66-71.
- [12] MORTENSEN E N, MORSE B S, BARRETT W A, et al. Adaptive boundary detection using ‘live—wire’ two—dimensional dynamic programming [C] // Computers in Cardiology. IEEE, 1992.
- [13] MA J F, HOU K, BAO S L, et al. A new level set model for cell image segmentation [J]. Chinese Physics B, 2011, 20 (2): 568-574.
- [14] 王 超, 陈 昱. 基于 BSP 和动态规划的大规模空域扇区分 [J]. 计算机应用研究, 2015 (11): 3259-3263.
- [15] SUMMA B, FARAJ N, LICORISH C, et al. Flexible Live—Wire: Image Segmentation with Floating Anchors [J]. Computer Graphics Forum, 2018, 37 (2): 321-328.
- [16] CREPALDI M, BARCELLONA A, ZINI G, et al. Live Wire — A Low—Complexity Body Channel Communication System for Landmark Identification [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2020 (99): 1.
- [17] HANIF A, DEVOTO D, KHAN F. Bond Wire Damage Detection and SOH Estimation of a Dual—Pack IGBT Power Module Using Active Power Cycling and Reflectometry [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35 (7): 6761-6772.
- [18] 程 煜, 张鸣宇, 陶霖密. 1—Bit 人机交互系统 [J]. 智能系统学报, 2015 (4): 528-532.
- [19] PAL S K, KING R A. On edge detection of X—ray images using fuzzy sets [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1983 (1): 69-77.
- [20] 侯向丹, 郑梦敬, 刘洪普, 等. 基于剪切波和改进 Pal—King 的医学图像增强算法研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56 (3): 115-121.
- [21] DHIVYA R, PRAKASH R. Edge detection of satellite image using fuzzy logic [J]. Cluster Computing, 2019, 22 (1): 1-8.
- [22] 陈宏宇, 邓德祥, 颜 佳, 等. 基于显著性语义区域加权的图像检索算法 [J]. 计算机应用, 2019, 39 (1): 136-142
- [23] 刘万春, 刘建君, 朱玉文, 等. 一种实时高速的八连通区域填充算法 [J]. 计算机应用研究, 2006 (6): 177-179.
- [24] 唐 彪, 樊启润, 孙开鑫, 等. 人体姿态识别算法在视觉人机交互中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 027 (7): 242-247.
- [25] MORTENSEN E N. Intelligent Scissors for Image Composition [C] // Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques, ACM, 1995.
- [26] ZHANG Y, SU Y, YANG J, et al. When Dijkstra meets vanishing point: a stereo vision approach for road detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018 (99): 1.
- [27] 余 焯, 徐京涛, 贺敏雪, 等. 增强边缘梯度特征局部量化策略驱动下的车标识别 [J]. 中国图象图形学报, 2019, 024 (9): 1458-1471.
- [28] 郝顺义, 刘华伟, 黄国荣, 等. 基于梯度自适应规则的自适应 UKF 算法及其应用 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 022 (4): 1205-1208.
- [29] BANDEIRA, AS Random Laplacian matrices and convex relaxations [J]. Foundations of Computational Mathematics, 2015: 1-35.
- [30] 肖瑞莹, 杨 帆, 董正宏. 用于 Canny 算子边缘检测的广度优先算法研究 [J]. 计算机技术与发展, 2018 (6): 39-42.
- [31] 张心言, 赵冉阳. 基于 Canny 的自适应边缘检测算法及性能评估 [J]. 计算机技术与发展, 2015, 25 (11): 32-37.
- [32] ZHANG D L, TANG Q B, Yu B H, et al. Nonsequential double ionization of argon atom below the recollision threshold [J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60 (5): 680-691.
- [33] 黄宴委, 祁冰露. 基于非噪声像素重构的 PK—SVD 脉冲噪声滤波 [J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27 (11): 977-984.
- [34] HUANG T K. A Bit—Stuffing Algorithm for Crosstalk Avoidance in High Speed Buses [J]. IEEE Transactions on Computers, 2010, 64 (12): 3404-3416.