

文章编号: 2095-2163(2020)02-0154-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

轨道区间接触网立柱标志牌的定位研究

蒋丽洁, 柴晓冬, 李立明

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

摘要: 针对背景光线复杂的接触网立柱标志牌,传统方法下对标志牌区域的提取出现目标分割速度较慢、边界分割不明确等问题,论文提出了一种 SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)超像素与改进的频率调谐(Frequency-tuned, FT)显著性检测的图像分割算法对标志牌的数字区域进行定位以及分割。该方法首先运用基于模糊集的图像增强方法,以达到消除边缘“模糊”的目的,改善图像边缘不清晰等问题,然后利用 SLIC 算法对原图像进行预处理,缩小图像到立柱区域,通过特征选择提取标志牌区域,最后通过改进的 FT 算法获得标志牌的数字区域。试验结果表明提出算法对立柱标志牌的数字有很好的提取效果。

关键词: 立柱标志牌; 显著性检测; 模糊集; SLIC; 频率调谐

Study on the positioning of the signs of the contact columns in the orbital interval

JIANG Lijie, CHAI Xiaodong, LI Liming

(School of Urban Rail Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai, 201620, China)

[Abstract] For the contact grid pillar sign with complex background light, the extraction of the signboard area under the traditional method has the problems of slow target segmentation and unclear boundary segmentation. This paper proposes an image segmentation algorithm SLIC (Simple Linear Iterative Clustering) and fusion improved FT (Frequency-tuned) significance detection which could perform positioning and segmentation of number zone of the signboard. Firstly, image enhancement methods based on fuzzy sets are used to eliminate edge "blur" and improve unclear image edges. Then the SLIC algorithm is used to preprocess the original image, reduce the image to the column area, extract the signboard area by feature selection. Finally, the digital area of the signboard by the improved FT algorithm is obtained. The test results show that the proposed algorithm has a good extraction effect on the number of the column sign.

[Key words] signboard; saliency detection; fuzzy set; SLIC; FT

0 引言

接触网立柱作为铁路电网的承重装置有属于其本身的身份标识-杆号,所以杆号的识别是定位接触网的最关键步骤之一。现有研究中,陈忠革^[1]采用霍夫直线检测实现支柱定位,后续采用 HOG 特征和支持向量机(SVM)实现字符识别。朱挺^[2]采用 CCD 高速摄像和 LED 光源技术拍摄线路两侧立柱支柱号,该方法利用支柱号牌本身带有的荧光,在车顶 LED 光照射情况下,相机成像的只有带荧光的支柱号牌。郭瑞等人^[3]分析了立柱号牌的特点。根据其特点,提出了基于 OpenCV 的数字识别方法。利用 HOG 特征和支持向量机分类训练算法实现立柱定位。

为研究接触网立柱标志牌定位的问题,本文提出了利用显著性检测的方式来定位接触网立柱杆号

区域。显著性检测是目前备受学界关注的主要研究算法,研究目标是人类视觉中的明显物体,是模拟人类视觉注意力机制的技术^[4]。Liu 等人^[5]利用每一个超像素内的运动直方图和颜色直方图,提取这些局部特征并级联成为全局特征,建立了基于超像素的显著性模型。Singh 等人^[6]提出生成从不同角度的显著性模型,并利用线性 SVM 加权融合这些显著图。多元化特征的来源是聚类成块或时间超像素的颜色、运动和边界等。本文提到的简单线性迭代聚类(SLIC)算法是一种高速度、分割性能好、边缘黏附度高的超像素分割算法,通过采用 K-means 聚类以类似于文献^[7]的方式生成超像素。虽然非常简单,但是 SLIC 在 Berkeley 基准^[8]上产生显示出对图像边界的最好效果。

本次实验的研究对象为列车运行过程中手机拍

基金项目: 上海市科委项目(18030501300)。

作者简介: 蒋丽洁(1995-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像处理检测研究;柴晓冬(1962-),男,教授,主要研究方向:通信与信息工程及故障诊断研究;李立明(1982-),男,工程师,主要研究方向:图像处理、机器视觉相关研究。

通讯作者: 柴晓冬 Email: cxdyj@163.com

收稿日期: 2019-11-28

摄的轨道定位标志牌。初始的采集图像如图 1 所示,自然光线下列车车窗也会出现轻微反光的现象,由于相机一直处于不断运动的状态,手持拍摄会随着列车震荡有轻微的晃动,所以得到的图像序列干扰因素比较复杂。针对传统算法对负责图像处理速度缓慢并不精确的问题,本文提出了融合超像素分割与基于 FT 改进算法的一种图像处理方法。具体处理流程如图 2 所示。



图 1 原始图像

Fig. 1 Original image

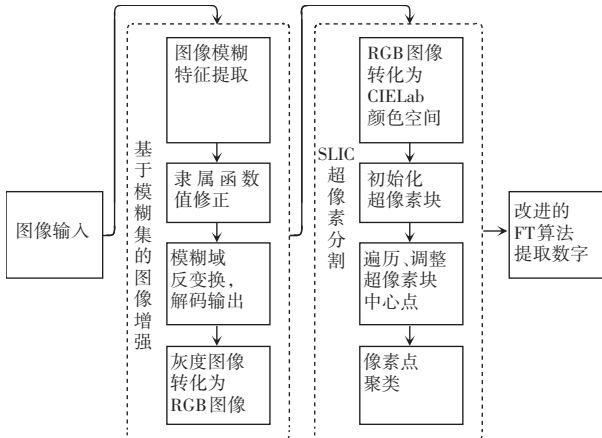


图 2 接触网立柱标志牌定位流程图

Fig. 2 Flow chart of contact net pillar sign positioning

1 基于模糊集的图像增强

在视频采集过程中,无可避免地会出现图像模糊,程度较小的图像模糊在小区域放大后也会对后续处理产生大的影响。本文利用基于模糊集的图像增强方法对标志牌区域预处理。研究可知,模糊逻辑推理可以通过模糊化、模糊推理和解模糊化来实现。基于模糊集的图像增强方法的流程步骤可做阐释分述如下。

(1)模糊特征提取。从数学角度讲,模糊集使元素与隶属度一一对应,通过隶属函数能实现特定元素到合适隶属度的映射。对应数学公式可表示为:

$$\mu_{xy} = G(g_{xy}) = \left[1 + \frac{g_{\max} - g_{xy}}{F_d} \right]^{-F_e}, \quad (1)$$

其中, $F_e = 128$; $F_d = 0.8$; g_{\max} 为最大灰度值; g_{xy} 对应的则是图像中 (x, y) 像素点的灰度值。

(2)模糊推理。通过式(2)变换来修正隶属度:

$$T(\mu_{xy}) = \begin{cases} 2 * [\mu_{xy}]^2, & 0 \leq \mu_{xy} \leq 0.5, \\ 1 - 2 * [1 - \mu_{xy}]^2, & 0.5 \leq \mu_{xy} \leq 1. \end{cases} \quad (2)$$

模糊增强的关键在于,模糊增强算子使得隶属度值大于 0.5 的更大,而隶属度值小于 0.5 的则更小。

(3)模糊与反变换。解模糊化是对模糊推理输出进行解模糊判决,图像中新灰度级的产生利用的是模糊域的反变换,从而实现了数据的模糊域与图像空间域的转变。对应数学公式可表示为:

$$g'_{xy} = G^{-1}(\mu'_{xy}) = g_{xy} - F_d [(\mu'_{xy})^{\frac{1}{F_e}} - 1], \quad (3)$$

(4)灰度图转换为 RGB。函数先将灰度图像扩展到三通道(复制通道),提供原始图像作为本次转换的调色板,再将 2 张图像转为 YUV 空间("Y" 表示明亮度(Luminance 或 Luma),也就是灰阶值;而"U" 和"V" 表示的是色度(Chrominance 或 Chroma),可用于描述影像色彩及饱和度,及用于指定像素的颜色)。在此基础上,通过一个二重循环来逐像素生成 RGB 结果图。RGB 与 YUV 分量的对应关系为:

$$R = Y + 1.14V, G = Y - 0.39U - 0.58V, B = Y + 2.03U. \quad (4)$$

利用模糊集对图像预处理后的效果如图 3 所示。



图 3 基于模糊集的图像增强

Fig. 3 Image enhancement based on fuzzy sets

2 SLIC 超像素分割

SLIC 超像素分割算法是 2010 年提出的一种基于 K-means 聚类的图像分割算法,是在 Lab 颜色空间与 (x, y) 组成的五维向量空间中运算的。Lab 色彩模型中, L 表示的亮度(Luminosity)值域由 0(黑色)到 100(白色); a 表示从洋红色至绿色的范围。

a 为负值指示绿色,正值指示品红; b 表示从黄色至蓝色的范围。 b 为负值指示蓝色,正值指示黄色。此后,就是对五维特征向量构造距离度量标准,对图像像素进行局部聚类的过程^[9]。

SLIC 算法流程图见图 2,而将 K-means 算法应用于图像像素的聚类中主要算法步骤则将详述如下。

(1) 将图像转换为 Lab 颜色空间。

(2) 初始化聚类中心:假设图片总共有 N 个像素点,设定超像素块个数 K ,将聚类中心均匀地分配到图像中。如果所有的超像素块有相同尺寸,那么各块的大小为 (N/K) ,近似的相邻聚类中心的距离(步长)为:

$$S = \sqrt{(N/K)}, \quad (5)$$

(3) 遍历操作。将每个像素块的中心点的坐标 (x, y) 及其 Lab 的值保存起来,加入到事先定义好的集合中。算法中,使用中心点的 8 邻域像素点,计算获得最小梯度值的像素点,并将其作为新的中心点,这里计算梯度的公式可写为:

$$\text{Gradient}(x, y) = dx(i, j) + dy(i, j), \quad (6)$$

研究中,为了节省时间,只遍历每个超像素块中心点周边的 $2S * 2S$ 区域内的像素点,具体如图 4 所示。

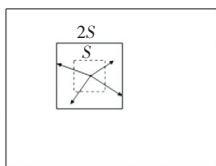


图 4 SLIC 的 $2S * 2S$ 搜索区域

Fig. 4 $2S * 2S$ search area of the SLIC

(4) 由于 SLIC 中的聚类是在 $[Labxy]$ 五维空间中生成超像素的,简单定义欧式距离 D 将导致不同超像素大小的聚类行为不一致。因此,使用如下公式的距离尺度来定义,即:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (b_j - b_i)^2}, \quad (7)$$

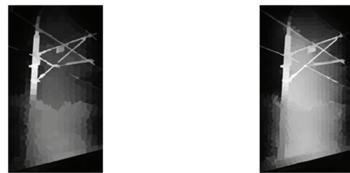
$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2}, \quad (8)$$

$$D' = \sqrt{d_c^2 + \left(\frac{d_s}{S}\right)^2 m^2}. \quad (9)$$

公式(9)中通过 2 个参数 m 和 S 来协调 2 种距离的比例分配。参数 S 即是式(8) 计算得出的每个像素块的长度值,而参数 m 为 Lab 空间的距离可能最大值,建议可在为 $[1, 40]$ 范围内来选取。

(5) 对分割后的超像素块进行预处理。由于后续的分割操作是在灰度图进行的,在载入超像素分割完成的图像后,将每个超像素块的平均灰度值一一分配给对应的超像素块。例如像素块分别为 500

和 1 000 的处理结果则如图 5 所示。



(a) 分割尺度 500

(b) 分割尺度 1 000

(a) Segmentation scale is 500 (b) Segmentation scale is 1 000

图 5 超像素分割结果

Fig. 5 Superpixel segmentation result

3 改进的 FT 显著性算法

3.1 FT 显著性算法

FT 算法是 2009 年 Achanta 等人^[10] 提出针对频域的一种显著性检测算法,此方法利用颜色特征的中央-周边算子来得到显著图,通过保留来自原始图像的更多频率内容来保留图像边界,从而输出具有明确定义边界的全分辨率显著图,该算法的优势在于设计简单,计算速度快。

令 ω_{lc} 为低频阈值, ω_{hc} 为高频阈值。低频信息对应的是图像中的显著性区域,高频信息对应的是噪声或纹理特征,为了获得图像中的目标区域,捕获显著对象,低频阈值、即 ω_{lc} 应尽可能低,高频阈值 ω_{hc} 应尽可能高,甚至舍去。算法采用 DOG 算子为低通滤波器,运算时参见如下公式:

$$\text{DOG}(x, y) = \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}} \right] = G(x, y, \sigma_1) - G(x, y, \sigma_2), \quad (10)$$

其中,DOG 算子是高斯函数的差分, σ_1, σ_2 是高斯分布的标准差,分别决定了 ω_{lc}, ω_{hc} 。不同的高斯差分对应不同的频率检测范围,当所有高斯差分被执行时,所有频率被检测以获得不同尺度空间的边界。所以使 σ_1 无穷大以检测整幅图像, σ_2 无穷小以减少高频噪声。

设图像大小为 $m * n$,在 Lab 色彩空间中, L, a, b 各特征的整体均值分别为:

$$\begin{aligned} L_\mu &= \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n L(i, j), \\ a_\mu &= \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a(i, j), \\ b_\mu &= \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n b(i, j), \end{aligned} \quad (11)$$

同时对各特征进行高斯平滑,运算公式可表示为:

$$\begin{aligned} L_G(x, y) &= L(x, y) * G_{q * q}, \\ a_G(x, y) &= a(x, y) * G_{q * q}, b_G(x, y) = b(x, y) * G_{q * q}, \end{aligned} \quad (12)$$

在实际进行计算时, FT 方法使用窗口 5 * 5 的高斯平滑来实现对最高频的舍去。

FT 方法在 Labxy 坐标空间图像像素的显著性公式为:

$$S(x, y) = \| I_C(x, y) - I_\mu \| . \quad (13)$$

式中, $I_C(x, y) = [L_C(x, y) \quad a_C(x, y) \quad b_C(x, y)]^T$; $I_\mu = [L_\mu \quad a_\mu \quad b_\mu]^T$; $\| \cdot \|$ 为二范数。

3.2 改进的 FT 算法

为了使算法运行速度加快, 保证各特征值数据的收敛, 对各特征值的归一化处理及改变权重系数是本文对 FT 基本算法的优化。由于在 Lab 颜色空间中, L, a, b 变化快慢不同, 在原 FT 算法计算过后, 对各特征值做归一化处理, 消除因为各特征对应的显著值不在一个数量级上, 从而突出某一特征的不良影响, 即:

$$S_{ni} = \frac{S_i - \min(S_i)}{\max(S_i) - \min(S_i)}, \quad (14)$$

其中, $i = L, a, b$ 分别计算出 S_{nL}, S_{na}, S_{nb} 。最终定义新的显著值算法如式(15)所示:

$$S(x, y) = \sum_{i=L,a,b} \omega_i S_{ni}. \quad (15)$$

其中, ω_i 对应各特征的权重系数。

调整对应特征的权重系数可以更为可靠地突出所需的图像特征。

4 实验结果

本次实验的研究旨在针对初始采集图像能在本文提出的算法处理流程下可定位标志牌区域并对标志牌的数字定位进行提取。

在 SLIC 图像分割过程中采用的超像素数量越大, 聚类效果越好, 但分割时间越长, 灰度赋值以后立柱区域不明显, 如图 5 所示。所以本文算法中最终确定像素块为 250。如图 6(b) 所示, 蓝色部分为需要下一步处理的标志牌区域。

对图 6(b) 区域做特征选择, 由于图像大小保持不变, 标志牌区域包括区域面积、区域的长度宽度在内的特征值有基本统一的阈值。经过特征选择得到单一的蓝色区域后, 在原始彩色图像上做外接矩形的裁剪, 得到只含有标志牌的图像如图 6(c) 所示。基于此再再利用改进的 FT 算法对增强后的图像做显著性检测, 得到一个噪音少、数字边界明显的结果图像见 6(d)。最终数字见图 6(e)。

利用本文方法对多个标志牌进行测试, 显示结果如图 7 所示。



(a) 超像素分割图像 (b) 腐蚀后区域显示
(a) Superpixel segmentation image (b) Area display after corrosion

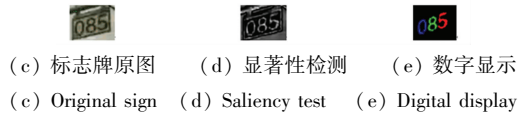


图 6 立柱标志牌定位结果图

Fig. 6 Column sign positioning result map

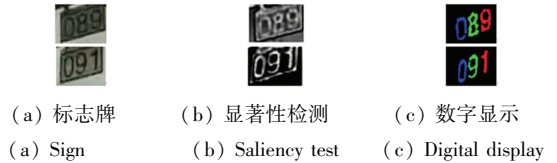


图 7 多标志牌测试结果

Fig. 7 Multi-column test results

5 结束语

基于模糊集的图像增强算法可以使立柱的模糊图像清晰程度更高; 基于 SLIC 的超像素分割使得包括标志牌在内的整个立柱区域与背景分割开来; 综合前述研究后, 再利用改进的 FT 算法对标志牌区域做数字提取。该方法能够有效定位标志牌的数字部分, 为后续数字识别打下基础。

参考文献

- [1] 陈忠革. 接触网安全巡检系统中的支柱号牌识别算法[J]. 电气化铁道, 2016(6): 34.
- [2] 朱挺. 基于接触网支柱号在线智能识别定位技术研究[J]. 上海铁道科技, 2015(1): 24.
- [3] 郭瑞, 陈唐龙. 基于图像处理的接触网支柱杆号识别[J]. 湖南工程学院学报(自然科学版), 2019, 29(1): 18.
- [4] 孙丰东. 图像显著性检测若干关键问题研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [5] LIU Zhi, ZHANG Xiang, LUO Shuhua, et al. Superpixel-based spatiotemporal saliency detection [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2014, 24(9): 1522.
- [6] SINGH A, HENRY C H, PARTT M A. Learning to predict video saliency using temporal superpixels[C]//International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods. Lisbon, Portugal: dblp, 2015: 201.
- [7] ZITNICK C L, KANG S B. Stereo for image-based rendering using image over-segmentation [J]. International Journal of Computer Vision (IJCV), 2007, 75: 49.
- [8] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Vancouver, British Columbia, Canada: IEEE, 2001, 2: 416.